СИНТЕЗ ПЕРВИЧНОЙ ИНФОРМАЦИИ ЧЕЛОВЕКО-МАШИННОГО ИНТЕРФЕЙСА МОРСКИХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ

УДК 004.4

ДОРОВСКОЙ Владимир Алексеевич
д.т.н., профессор, профессор кафедры электрооборудования судов и автоматизации производства Керченского государственного морского технологического университета.
Научные интересы: интеллектуальные системы оценки знаний, дихотомическое тестирование, деятельность человека в эргатических системах.
e-mail: dora1943@mail.ru

ЧЕРНЫЙ Сергей Григорьевич
к.т.н., доцент кафедры электрооборудования судов и автоматизации производства Керченского государственного морского технологического университета.
Научные интересы: экспертные технологии в морских системах.
e-mail: sergiiblack@gmail.com

АКТУАЛЬНОСТЬ ВОПРОСА. ПРОБЛЕМА ИССЛЕДОВАНИЙ

Морская интеллектуальная система (МИС) стабилизации качки судна (СКС) с помощью перекладки руля предназначена для уменьшения качки судна (вызываемую воздействием волн) и для предотвращения повреждений груза. Служит МИС СКС для повышения эффективности работы экипажа и обеспечения комфорта пассажирам. Обычные методы стабилизации качки судна включают водяные резервуары, стабилизирующие бортовые рули и боковые кили. Другая альтернатива - использовать руль для стабилизации качки наряду с обеспечением заданного курса. Однако использования руля одновременно для обеспечения курса и уменьшения качки нетривиально, потому что доступен только один исполнительный механизм, чтобы иметь дело с двумя целями. Важная проблема еще и заключается в том, что механизм руля ограничен по амплитуде и скорости. Это и послужило основаниям проведения настоящих исследований по разработанной МИС СКС. Для морских транспортных средств существует шесть различных компонентов движения, которые названы: продольным сносом, боковым сносом, вертикальным смещением, бортовой качкой, килевой качкой и рысканием.

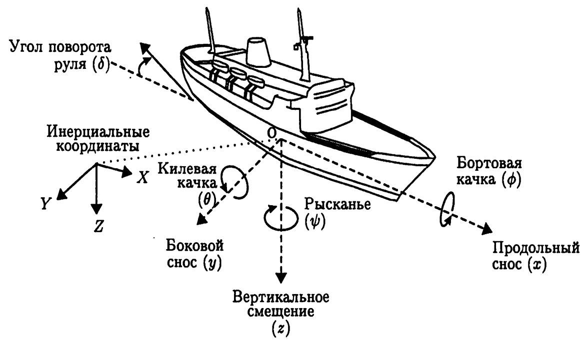

Рисунок 1 – Величины и их значения для описания движения судна

Стремление к повышению эффективности обучения операторов МИС СКС работе в условиях интеллектуализированного производства, т.е. производства использующего интеллект оператора , присущее любой организации управления учебным процессом [3,4], а это порождает необходимость количественного анализа [5] результатов обучения [2]. Практически все известные до настоящего времени методы количественной оценки эффективности обучения основаны на усреднении данных протоколов результатов тестирования [1].

Целью настоящих исследований являлось повышение эффективности стабилизации курса судна за счет обучения операторов МИС СКС приемам управления одним исполнительным механизмов для двух целей. Для оценки качества обучения необходимо разработать метод количественной оценки результатов тестирования на основе свертки первичной информации.

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ

Для каждого из респондентов S_v, $v=\overline{1,N_S}$ предусматривается одна из трех категорий успеваемости: N, U, K.

Рассмотрим каждую из этих категорий и получим необходимые для нее формулы.

1. Категория $"N"$: респондент S_v имеет неудовлетворительную оценку хотя бы по одной из обучающих программ Π_i $\left(i=\overline{1,m}\right)$. Его матрица ответов:

$$Rvi=\begin{cases}1, \text{ если } S_v \text{ имеет оценку высшего ранга } \Pi_i;\\ 0, \text{ если } S_v \text{ не имеет оценку высшего ранга } \Pi_i.\end{cases}$$

Балл положительных оценок или количество правильных ответов респондента S_v равен $k_v=\sum\limits_{i=1}^{m}X_{vi}$, $\left(i=\overline{1,m}=N_\Pi\right)$; $k_v<N_\Pi=m$.

Таким образом, для достаточно «длинных» тестов распределение случайной величины k_v (балла респондента) стремится к нормальному распределению. То обстоятельство, что k_v по своей природе является дискретной и целочисленной величиной, не имеет принципиального значения, поскольку всегда можно будет определить вероятность $P\left(k_v=j\right)$ как

$$\varphi_{jv}=\int\limits_{j-0.5}^{j+0.5}\varphi_v\left(j\right)dj,$$

где $\varphi_v\left(j\right)$ – плотность нормального распределения.

Перейдем далее к случайной величине k – баллу теста. Способ задания этой величины – случайный выбор из N совокупностей случайных величин $k_v(v=\overline{1,N})$ - позволяет немедленно найти начальные моменты k, выразив их через начальные моменты k_v.

В самом деле, начальный момент порядка *r* для *k*:

$$\left\{\mu_r\left(k\right)=\sum\limits_{j=1}^{m}j^r\cdot P\left(k=j\right)=\sum\limits_{j=1}^{m}j^r\cdot\frac{1}{N}\sum\limits_{v=1}^{N}\varphi_{jv}=\frac{1}{N}\sum\limits_{j=1}^{m}\sum\limits_{v=1}^{N}j^r\cdot\varphi_{jv}=\frac{1}{N}\sum\limits_{v=1}^{N}\mu_r\left(k_v\right).\right. \tag{1}$$

В частности, математическое ожидание *k*

$$M\left(k\right)=\mu_1\left(k\right)=\frac{1}{N}\sum\limits_{v=1}^{N}\mu_1\left(k_v\right)=\frac{1}{N}\sum\limits_{v=1}^{N}M\left(k_v\right). \tag{2}$$

Для дисперсии балла теста *k* получаем

$$\begin{gathered}D\left(k\right)=\mu_2\left(k\right)-M^2\left(k\right)=\frac{1}{N}\sum\limits_{v=1}^{N}\left[D\left(k_v\right)+M^2\left(k_v\right)\right]-\left[\sum\limits_{v=1}^{N}\frac{1}{N}M\left(k_v\right)\right]^2=\\=\frac{\sum\limits_{v=1}^{N}D\left(k_v\right)}{N}+\frac{\sum\limits_{v=1}^{N}M^2\left(k_v\right)}{N}-\left[\sum\limits_{v=1}^{N}\frac{M\left(k_v\right)}{N}\right]^2.\end{gathered} \tag{3}$$

Математическое ожидание баллов респондентов $M\left(k_v\right)$ можно также рассматривать как случайные величины, хотя для v-го респондента $M\left(k_v\right)$ есть функционал, определяющий распределение его балла k_v, но при случайном выборе *v* величина $M\left(k_v\right)$ также оказывается случайной. Но тогда суммы

$$\begin{cases}\sum\limits_{v=1}^{n}M\left(k_v\right)\frac{1}{N};\\ \sum\limits_{v=1}^{N}M^2\left(k_v\frac{1}{N}\right),\end{cases} \tag{4}$$

являются начальными моментами первого и второго порядка распределения математических ожиданий баллов респондентов. То же справедливо и в отношении дисперсией $D\left(k_v\right)$.

Поэтому выражение $M\left(k\right)$ и $D\left(k_v\right)$ можно представить в виде:

$$\begin{cases} M\left(k\right) = M\left[M\left(k_v\right)\right]; \\ D\left(k\right) = M\left[D\left(k_v\right)\right] + D\left[M\left(k_v\right)\right]. \end{cases} \quad (5)$$

Мы доказали, таким образом, что мера рассеяния балла теста, т.е. выходного его параметра, есть сумма математического ожидания меры рассеяния, обусловленного свойствами респондентов.

На основании этого установлено, что вероятностное распределение свойств респондентов в группе N неизбежно. Только лишь в случае «детерминированного» теста (т.е. при $\varphi_{vi} = 1$) обеспечивается $D\left(k_v\right) = \sum_{i=1}^{m} \varphi_{vi}\left(1 - \varphi_{vi}\right) = 0.$ Тогда получим $D\left(k\right) = D\left[M\left(k_v\right)\right]$, т.е. избавляемся от «шума», вносимого тестом.

Перейдем к исследованию ограниченных тестов.

Введем матрицу

$$\Gamma k_v = \begin{cases} 0, & k_v = m, \\ 1, & k_v < m. \end{cases}$$

Тогда $N_{S2} = \left(\sum_{v=1}^{N_S} \Gamma k_v\right)$ равна числу успевающих респондентов для всего контингента $S_v\left(v = \overline{1, N_S}\right)$;

$N_{S2} = N_{CO}$.

Введем матрицу

$$Rvi = \begin{cases} 1, & \text{если } S_v \text{ имеет оценку высшего ранга } \Pi_i; \\ 0, & \text{если } S_v \text{ не имеет оценку высшего ранга } \Pi_i. \end{cases}$$

Балл высоких оценок для респондентов S_v равен $Y_v = \left(\sum_{i=1}^{m} k_{vi}\right)$.

Введем матрицы

$$\Gamma Y_{v,4} = \begin{cases} 0; & Y_v = 0, \\ 1; & Y_v > 0; \end{cases}$$

$$\Gamma Y_v = \begin{cases} 1; & Y_v = m, \\ 0; & Y_v < m. \end{cases}$$

Тогда $N_4 = \left(\sum_{v=1}^{N_S} \Gamma Y_{v,4}\right)$ – число респондентов S_v, имеющих высокие оценки, а сумма $N_{S4} = \left[\sum_{v=1}^{N_S} \Gamma Y_{v,4} \times \left|\Gamma Y_v - 1\right| \Gamma k_v\right]$ представляет собой число неуспевающих респондентов, имеющих высокие оценки.

$N_{S3} = \sum_{v=1}^{N_S} \Gamma k_v \times \left|\Gamma Y_{v,4} - 1\right|$ – число неуспевающих респондентов, не имеющих высоких оценок.

$N_{S3} + N_{S4} = N_{S2}$,

$\bar{d}_i = N_S - \sum_{v=1}^{N_S} X_{vi}$ – число респондентов, не ответивших на вопрос по Π_i.

Относительные величины:

$N_{ik} = 1 - \dfrac{\bar{d}_i}{N_S}$ – относительный показатель успеваемости всех S_v по Π_i - оценки эффективности CO по Π_i.

$N_k = 1 - \dfrac{\sum \bar{d}_i}{mN_S}$ – относительный показатель успеваемости всех S_v по всем предметам – оценка эффективности CO в целом;

$\bar{d}_{CO} = \sum_{i=1}^{m} \bar{d}_i$ – число неудовлетворительных оценок всего контингента $S_v\left(v = \overline{1, N_S}\right)$. Для этой категории $C = N_S$

2. Категория $"U"$: респонденты S_v не имеют неудовлетворительных оценок по всем предметам Π_i.

$N_{iR} = N_S - N_{S2}$ – количество успевающих респондентов;

$k_v = m$ – количество правильных ответов;

$U_4 = \sum_{v=1}^{N_{iR}} Y_v$ – число хорошо успевающих респондентов;

$U_{4,3} = \sum_{v=1}^{N_{iR}} \Gamma Y_{v,4}$ – число респондентов, имеющих удовлетворительные и хорошие оценки;

$U_3 = = N_S - N_{S_2} - U_4 - U_{4,3}$ – число респондентов, имеющих только удовлетворительные оценки;

d_i – число удовлетворительных оценок у всех обучаемых респондентов категории $"U"$ по программе Π_i;

$d_{CO} = \sum_{i=1}^{m} d_i$ – число удовлетворительных оценок всего контингента категории $"U"$ по всем Π_i;

$\sum_{v=1}^{N_{iR}} R_{vi} = N_{iR} - d_i$ – сумма высоких оценок по программе Π_i у всего контингента категории $"U"$;

$U \to 1 - \frac{\sum \bar{d}_i}{mN_S} = N_K$; – относительный показатель качества обучения (высокие оценки) в категории $"U+N"$ (в системе обучении CO);

$U_i \to 1 - \frac{\bar{d}_i}{N_S} = N_{iK}$;

$U_R = 1 - \frac{\sum\left(\bar{d}_i + d_i\right)}{mN_S}$ – относительный показатель качества обучения (высокие оценки) в категории $"U+N"$ (в системе обучении CO);

$U_{Ri} = 1 - \frac{\bar{d}_i + d_i}{N_S}$ – то же по отдельной программе Π_i.

Для категории $"U"$ относительные показатели качества обучения равны:

$$U_{R(U)} = 1 - \frac{\sum d_i}{m\left(N_S - N_{S2}\right)};$$

$$U_{Ri(U)} = 1 - \frac{d_i}{N_S - N_{S2}}.$$

Для категории $"U"$ величина $C = N_S - N_{S2} = N_{iR}$.

3. Категория $"K"$: респонденты S_v имеют по всем Π_i оценки не ниже «хорошей». Число респондентов в категории $"K"$ равно:

$$U_Z = N_S - N_{S2} - U_{4,3};$$

4. Категория $"D"$: респонденты S_v имеет по всем Π_i оценки «1» или «0». Эта категория равносильна категории $"N"$, если в ней нет получивших оценки «хорошо» и «отлично», т.е. все обучаемые имеют оценки только «неудовлетворительно» или «удовлетворительно».

Таким образом, используется двухкритериальный метод анализа – по «абсолютной успеваемости» и по «качеству успеваемости». Формально методы анализа по каждому из критериев совпадают. По протоколу результатов тестирования устанавливается численность респондентов высшей категории для данного критерия. Если обозначить это число через U_{CO}, то при анализе абсолютной успеваемости это число равно численности респондентов категории $"U"$, а при анализе качества успеваемости – численности респондентов категории «K». Очевидно, что

$$U_{CO} = C - N_{CO}. \quad (6)$$

Для оценки успеваемости в категории $"U"$:

$$C = N_S;\ N_{S2} = N_{CO};$$

$$N_{iR} = N_S - N_{CO} = C - N_{CO} = N_S - N_{S2} \to U_{CO}.$$

Для оценки качества обучения в категории $"U"$:

$$N_{CO} = U_3 + U_{4,3};\ C = N_{iR};$$

$$U_{CO} \to N_{iR} - U_3 - U_{4,3} = C - N_{CO} = U_4,$$

где N_{CO} – число респондентов низшей категории. Вычисляется относительное значение числа U_{CO}, т.е.

$$U = \frac{U_{CO}}{C} = 1 - \frac{N_{CO}}{C}, \quad (7)$$

где C приравнивается списочному числу респондентов при анализе абсолютной успеваемости или числу всех «успевающих» при анализе качества успеваемости.

В аналогичной постановке по протоколам оценок устанавливаются численности оценок низшего ранга $\bar{d}_i$ (или удовлетворительных оценок d_i) для каждой из обучающих программ:

$$U = 1 - \frac{\sum d_i}{mC}; \quad (8)$$

$$U_i = 1 - \frac{d_i}{C};$$

Очевидно, что значение U и соответствующие U_i используются для оценки эффективности обучения (по данному критерию) для множества $\{S_v\}_c$ в целом и для отдельных обучающих программ.

По качеству обучения для категории $''U''$:

$$C = N_{iR} = N_S - N_{S2}\,;\; U \to U_{R(U)} = 1 - \frac{\sum d_i}{mN_{iR}};$$

$$U_i \to U_{Ri(U)} = 1 - \frac{d_i}{N_{iR}}.$$

Для категории $''U+N''$ по общей успеваемости:

$$C = N_S\,; \qquad d_i \to \bar{d}_i \left(d_{CO} \to \bar{d}_{CO} = \sum_{i=1}^{m} \bar{d}_i \right);$$

$$U \to U_K = 1 - \frac{\bar{d}_{CO}}{mN_S}\,;\; U_i \to U_{iK} = 1 - \frac{\bar{d}}{N_S}.$$

Достоинства представленных методов анализа очевидны. Эффективность обучения данного контингента оценивается по конечному результату, т.е. по степени обучености респондента каждого S_v. Столь же очевидна объективная необходимость использования двух критериев. При таком подходе делается попытка оценить неоднородность контингента респондентов на двух уровнях – «усваивает хорошо» или «усваивает вообще».

Вместе с тем представленные методы анализа обладают серьезным (хотя и не столь очевидным) недостатком – невозможностью оценки взаимодействия основных элементов (S, Π и W) системы обучения [*СО*], т.е. невозможностью выяснения хотя бы причин отклонений хода обучения от нормы и выработки, по крайней мере, направления управляющих воздействий.

Рассмотрим пример, подтверждающий сказанное. Пусть для некоторого контингента $C = 100$ наблюдается $N_{CO} = 20$. Это соответствует относительному показателю успеваемости $U = 0,8$. Если эти данные определены по критерию абсолютной успеваемости, то ясно, что необходимо искать причину столь низкого общего показателя. Можно попытаться решить этот вопрос путем самой грубой оценки области, в которой лежит причина низкого U: недостаточная восприимчивость к обучению $\{S_v\}_c$; недостаточная эффективность $\{\Pi_i\}_m$ и (или) W. Способ решения достаточно прост и не требует изменения существующих методов свертки исходной информации, т.е. требуется лишь сопоставить числа $m \cdot N_{CO}$ и d_{CO} или $\bar{d}_{CO} = \sum_i \bar{d}_i$.

Действительно, ситуация, когда $\bar{d}_{CO} \approx m \times N_{CO}$, означает, что все оценки низшего ранга сосредоточены у тех, кто «не успевает» по всем $\Pi_з$ (для $d_{CO} \approx mN_{CO}$ - у всех удовлетворительные оценки); в этой ситуации можно утверждать, что эффективность {П} и {О} предельно высока. Совершенно иначе дело обстоит в другой ситуации, когда $\bar{d}_{CO} \approx N_{CO}$ т.е. большинство «неуспевающих» имеет по одной оценке низшего ранга, (для $d_{CO} \approx N_{CO}$ - по одной удовлетворительной оценке) здесь наблюдается предельное рассеяние оценок низшего ранга среди респондентов низшей категории, и поэтому можно «снять вину» с контингента $\{S_v\}_c$.

Таким образом, основной недостаток существующих методов свертки исходной информации заключен в недостаточной информативности «выходных показателей». Причина этого недостатка - игнорирование показателей рассеяния оценок различных рангов внутри протокола оценок знаний. Исходным массивом информации по любому из критериев является первичные протоколы результатов тестирования, полученные $\{S_v\}_c$ по комплексу обучающих программ $\{\Pi_i\}_m$. Совершенно очевидно, что использование любой методики анализа эффективности обучения на основе тех или иных способов первичной обработки информации, означает преобразование исходного массива в матрицу рангов успеваемости $\left\| R_{vi} \right\|_{c \cdot m}$, каждый из элементов которой определяется по правилу:

$$Rvi = \begin{cases} 1, \text{ если } S_v \text{ имеет оценку высшего ранга } \Pi_i; \\ 0, \text{ если } S_v \text{ не имеет оценку высшего ранга } \Pi_i. \end{cases} \quad (9)$$

Обратим внимание на два обстоятельства, связанные с преобразованием исходного протокола в матрицу рангов:

– элементы R_{vi} представляют собой выборочные значения случайных величин R_{vi}, каждая из которых может принимать лишь два возможных значения: 1 либо 0;

– преобразование протокола в матрицу рангов успеваемости(9) не связано с потерей информации.

Таким образом, процедура первичной обработки информации означает вычисление некоторых «вторичных» матриц (по отношению к исходной) $\left[R_{vi}\right]$- вплоть до матриц-строк или матриц-столбцов (или даже отдельных чисел), в которых сохраняется некоторое количество информации интересующих нас свойств системы обучения и её элементов.

Простейшим способом свертки матрицы рангов успеваемости является суммирование её строк и столбцов. Так, умножение матрицы рангов успеваемости (9) на единичную матрицу-столбец позволяет найти суммы $\sum_{i=1}^{m} R_{vi} = y_v$, которые будем называть далее показателями успеваемости высшего ранга S_v по всем программам $\left\{\Pi_i\right\}_m$.

$$\left\|R_{vi}\right\| \cdot \left\|\underset{min}{I}\right\| = \left\|y_v\right\|. \qquad (10)$$

Аналогичная процедура позволяет найти суммы оценок высшего ранга по каждой Π_i для всего контингента $\left[S_v\right]_C$

$$U_i = C - d_i;$$

здесь для категории $"U"$: $C = N_{iR}$; d_i – число удовлетворительных оценок.

Тогда $U_i \to N_{iR} - d_i = \sum_{v=1}^{C=N_{iR}} R_{vi}$ - число высоких оценок по программе Π_i.

Для категории $"N"$: $U_i \to N_S - \bar{d}_i = \sum_{v=1}^{C=N_S} X_{vi}$ – число положительных оценок по программе Π_i; где d_i – число неудовлетворительных оценок по программе Π_i; $C = N_S$.

Совершенно ясно, что в этом случае получим столбец из m элементов.

$$\left\|\underset{m}{U_i}\right\| = \left\|\underset{c}{I}\right\| \cdot \left\|\underset{cm}{R_{vi}}\right\|. \qquad (11)$$

Значения y_v и U_i, также следует рассматривать как наблюдения над случайными величинами y или u, причем, как и для рангов R_{vi} мы всегда будем иметь только одно наблюдение в одном из возможных разрядов, поскольку

$$\begin{cases} y_v = m,\ m-1,\ \ldots,\ m-j,\ \ldots,\ 2,\ 1,\ 0; \\ \bar{d}_i = 0,\ 1,\ 2,\ \ldots.,\ c; \\ U_i = 0,1,2,\ldots,c. \end{cases} \qquad (12)$$

Можно, разумеется, искусственно увеличить численности наблюдений за счет определенной потери информации. Для показателей успеваемости 1 и 0 респондентов (т.е. y_v) это означает, что мы отказываемся различать респондентов по их номерам, вместо этого различаем их по величине y_v. Такое «группирование» наблюдений можно выполнять однозначно, если использовать понятие классового индекса успеваемости в виде величины

$$Rvi = \begin{cases} 1,\ \text{если } S_v \ \text{имеет оценку высшего ранга } \Pi_i; \\ 0,\ \text{если } S_v \ \text{не имеет оценку высшего ранга } \Pi_i. \end{cases} \qquad (13)$$

где j_1 - количество положительных оценок у S_v.

Величины $\sum_{v=1}^{N_S} X_{j_1 v} = N_{j_1(U)}$ определяют количество успевающих класса j_1 в категориях $"U"$ и в системе обучения $\left[CO\right]$ (т.к. для категории $"N"$ $j_1 = 0$).

Напомним, что при существующих методах анализа различают всего лишь два класса успеваемости: класс «1» (категория $"K"$), *если* $y_v = m$; *класс «0»* (категория $"U"$ и $"N"$), *если,* $y_v \neq m$. В этом случае число наблюдений в классе «1» составляет U_{CO}, а в классе «0» - N_{CO}. Можно, однако, не объединять в один класс все те S_v, у которых $y_v \neq m$, а использовать "естественные" разбиения на классы «j», т.е. определять классовый индекс успеваемости x_{jv}, иным, по сравнению с (13), способом (в категории $"U"$).

$$x_{jv} = \begin{cases} 0,\ \text{если } y_v \neq m - j; \\ 1\ \text{ если } y_v \neq m - j.\left(j = 0,1,2,\ldots,m\right), \end{cases} \qquad (14)$$

где j – количество удовлетворительных оценок в категории $"U"$ (или удовлетворительных и неудовлетворительных оценок в $\left[CO\right]$).

$m-j$ – количество оценок высокого ранга в $"U"$ или в $[CO]$, при этом величины

$$\sum_{v=1}^{c} x\, jv = N_j \qquad (15)$$

определяют количество успевающих респондентов с оценками высокого ранга класса $(m-j)$ в категории $"U"$ при $C = N_{iR}$ или в системе обучения $[CO]$ при $C = N_S$ (в $"K"$ $j=0$). Другими словами, N_j определяют численности разных классов по успеваемости для $\{S_v\}$ по $\{\Pi_i\}_m$, причем

$$\begin{cases} N_0 = U_{CO}; \\ N_{S2} = N_{CO}. \end{cases} \qquad (16)$$

Конечно, переход от двухразрядной к многоразрядной системе регистрации наблюдений неизбежно приведет к уменьшению числа наблюдений (кроме разряда « j »), а следовательно, к уменьшению статистической значимости наблюдений. Вместе с тем, предлагаемый метод введения классового признака с $(m+1)$ разрядом вместо двух, означает попытку измерения признаков респондентов. Действительно, если полагать каждого из S_v обладающим величиной $0 \le z_v \le 1$, то использование классов « j » ($j = 0,\ 1 \ldots m$), по сути дела, означает «измерение» z_v с точностью до $1/m$. Если же таких классов только два, то это означает «измерение» z_v, с точностью до верхнего предела этой величины. Сущность предлагаемого «классового подхода» заключена в наиболее полном извлечении информации о процессе обучения, заключенной в наблюдаемых показателях успеваемости. К сожалению, этот подход неприменим по отношению к показателям обучающих программ u_i или d_i, поскольку число разрядов этих величин равно $(C+1)$, что, как правило, намного больше числа m.

Выводы:

– усовершенствован метод первичной обработки результатов тестирования, основанный на новом двухкритериальном подходе. При таком подходе неоднородность контингента оценивается на двух уровнях «усвоил хорошо» или, «усвоил вообще»;

– определено два основных показателя эффективности обучения МИС СКС: относительную численность обучаемых высшей категории успеваемости и величину резерва успеваемости. Установлено, что статистическими показателями эффективности обучаемых программ следует считать усредненный показатель рассеяния Δ_{CO}, классовые показатели рассеяния Δ_j и показатели классовой частоты g_{ji}.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Atkinson R., Baujer G., Kroters Je. Vvedenie v matematicheskuju teoriju obuchenija: Per. s angl. /Pod red. O.K. Tihomirova. – M.: Mir, 1969. – 486 s.
2. Dorovskoj V.A. Identifikacija professional'nyh znanij operatorov avtomatizirovannyh sistem upravlenija [Tekst] /V.A. Dorovskoj. – Herson, 2004. – 354 s.
3. Ovezgel'dyev A.O., Petrov Je.G., Petrov K.Je. Sintez i identifikacija modelej mnogofaktornogo ocenivanija i optimizacii. – K.: «Naukova dumka», 2002. – 163 s.
4. Osnovy modelirovanija slozhnyh sistem. /Dyhnenko L.M., Kabanenko V.F., Kuz'min I.V., Litvinov M.L., Petrov Je.G., Popov V.A., Sukesov Je.A. – K.: Vishha shkola, 1981. – 360 s.
5. Chernyi S.G. Analiz pravil kombinirovanija gruppovyh jekspertnyh ocenok pri nechetkih dannyh [Tekst] /S.G. Chernyj // Sistemy upravlenija i informacionnye tehnologii. – 2014. – №3.1 (57). – S.182-187.

Рецензент: *д.т.н., проф. Ходаков В.Е.,*
Херсонский национальный технический университет.