МОДЕЛИ ОЦЕНИВАНИЯ КОЛИЧЕСТВА НАКОПЛЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ

УДК 004:383.4:371.6

КОВАЛЕНКО Виктор Федорович
д.ф-м.н, профессор кафедры информационно-измерительных технологий электроники и инженерии Херсонского национального технического университета.
Научные интересы: системы поддержки принятия решений.
e-mail: kovalenko.viktor@kntu.net.ua

СОКОЛОВ Андрей Евгеньевич
к.т.н., доцент, докторант кафедры Информационных технологий Херсонского национального технического университета.
Научные интересы: компьютеризированные системы обучения, математическое моделирование, искусственный интеллект.
e-mail: sokol8484@inbox.ru

СОКОЛОВА Оксана Валентиновна
к.т.н., старший преподаватель кафедры экономической кибернетики и управления проектами Херсонского национального технического университета.
Научные интересы: компьютеризированные системы обучения, математическое моделирование, искусственный интеллект.
e-mail: sokol8484@inbox.ru

ВВЕДЕНИЕ

Для обеспечения гарантированного уровня образования необходимо осуществлять оптимизацию процесса обучения за счет разработки и использования методов, моделей, информационных технологий обучения [1]. Как показано в [2], компьютеризированные системы обучения (КСО) являются диалектическим развитием технических средств обучения на более высоком качественном уровне. КСО характеризуются не только использованием такого мощного средства переработки информации, как компьютер, не только использованием такого емкого хранилища информации, как Internet, не только возможностью активизации роли самого обучающегося в процессе обучения, но и возможностью имитировать деятельность преподавателя для организации процесса обучения индивидуально обучающегося субъекта. В качестве средства обучения КСО можно применять как при усовершенствовании традиционной, так и при дистанционной технологии обучения. Как показано в [3], создание и внедрение КСО требует использования новых методов управления, совершенствования организации, новых моделей и информационных технологий. Для этого необходимо осуществить моделирование процесса обучения и всех его составляющих при индивидуализированном обучении [4], которое включает следующие этапы: построение модели эмпирического объекта и субъекта обучения путем выделения его свойств и их описания с учетом свойств личности обучающегося, построение модели учебного материала, построение стратегии обучения с учетом свойств обучающегося, разработка методов, способов объекта и применение их в практике, решение задач обучения. Поэтому актуальным является построение моделей и методов, которые могут быть положены в основу построения КСО: моделей и методов получения, обработки и хранения информации.

Используемые при контроле объема накопленной информации методы базируются на двух основных подходах [5]:

1. Определение объема хранимой информации по оценке объема входной информации.

2. Оценка объема накопленной информации по ее полезности.

В первом случае оценивается собственно не хранимая информация, а объем загруженного носителя. При этоми система хранения информации описывается как элемент канала связи. Во втором случае оценивается возможность использования накопленной информации. При этом система хранения информации используется, как контур обратной связи, или как ассоциативная память. Алгоритм определения количества накопленной информации содержит формирование системы заданий, требующих по определению каждого задания воссоздать реальную ситуацию, и процедуру определения точности воссоздания, при этом методика оценки точности воссоздания реальности должна быть известна. При искусственной технической системе хранения информации – это контроль и тестирование, при работе в системе с людьми-обучаемыми – это экзаменование или тестирование Таким образом, можно представить себе процедуру проверки объема и качества накопленных знаний, как процедуру сравнения с некой моделью, по отклонению от которой определяется оценка объема накопленных знаний. В таком случае основной проблемой является формирование коллектива экспертов, обеспечивающих создание адекватной задаче модели.

Цель работы. Целью работы является построение моделей оценки количества накопленной информации, которые могут быть положены в основу построения КСО.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

В настоящее время разработаны методы формирования экспертной среды. Поэтому предположим, что созданная экспертами модель динамики системы накопления знаний имеет вид:

$$\dot{\mathbf{I}}_{m\varepsilon}(t-\tau) = A_m \mathbf{I}_{m\varepsilon}(t-\tau) + B\mathbf{I}_{mx}(t). \tag{1}$$

Пусть при этом модель с истинным уравнением динамики имеет вид:

$$\dot{\mathbf{I}}_{\varepsilon}(t-\tau) = A\mathbf{I}_{\varepsilon}(t-\tau) + B\mathbf{I}_{x}(t). \tag{2}$$

Входное сообщение контролируемо, поэтому в (1) $I_{mx}=I_x$. Но выходная информация оценивается с определенной ошибкой, что обусловлено неточностью измерения, субъективными ошибками и прочими погрешностями, которые наиболее рационально отнести к случайным отклонениям и обрабатывать их, как случайные ошибки. Таким образом, возникают две неопределенности: сообщение состояния I_x наблюдается с ошибкой ξ,, и матрица объекта А в (2) неизвестна и требует оценки, так как этот параметр определяет скорость изменения информации в процессе накопления.

Задачу восстановления неизвестного вектора состояния, при наличии резерва времени, будем решать с использованием алгоритма асимптотического наблюдателя. Для полученного сообщения $I_x+\xi$ построим разностную модель вида:

$$\begin{gathered}\dot{\mathbf{I}}_{\varepsilon}(t-\tau) - \dot{\mathbf{I}}_{m\varepsilon}(t-\tau) = A\mathbf{I}_{\varepsilon}(t-\tau) - A_m\mathbf{I}_{m\varepsilon}(t-\tau) + B\mathbf{I}_x(t) - B\mathbf{I}_{mx}(t);\\ \mathbf{I}_y = \mathbf{I}_{m\varepsilon}(t-\tau) + \xi(t).\end{gathered} \tag{3}$$

Учитывая, что $I_{mx}=I_x$, а матрица объекта определена с точностью до матрицы ошибки: $A-A_m=\Delta A$, можно записать:

$$\begin{aligned}&\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}(t-\tau) = \dot{\mathbf{I}}_{\varepsilon}(t-\tau) - \dot{\mathbf{I}}_{m\varepsilon}(t-\tau);\\ &\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}(t-\tau) = A_m\boldsymbol{\varepsilon}(t-\tau) + \Delta A\mathbf{I}_{\varepsilon}(t-\tau);\\ &\mathbf{I}_y = \mathbf{I}_{\varepsilon}(t-\tau) + \xi(t).\end{aligned} \tag{4}$$

При этом в (4) матрица объекта определяется на основе матрицы модели и матрицы ошибки:

$$A = A_m + \Delta A. \tag{5}$$

Исходя из возможности многократных испытаний, предположим несмещённость оценки для возмущений:

$$M\{\xi(t)\} = 0. \tag{6}$$

Используя алгоритм асимптотического наблюдателя, восстановим значение вектора состояний. Вводя матрицу наблюдателя D, получаем уравнение наблюдателя:

$$\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}(t-\tau) = (A_m + D)\boldsymbol{\varepsilon}(t-\tau) + \Delta A\mathbf{I}_{\varepsilon}(t-\tau). \tag{7}$$

Так как при тестировании в периоде накопления знаний составляющая, связанная с неопределенностью матрицы системы, вызовет существенную ошибку в оценивании состояния, заменим вектор состояния объекта его оценкой:

$$\mathbf{I}_{\varepsilon}(t-\tau)=M\{\mathbf{I}_{y}\}=\bar{\mathbf{I}}. \qquad (8)$$

И переходя к текущему времени, получим:

$$\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}(t)=(A_m+D)\boldsymbol{\varepsilon}(t)+\Delta A\bar{\mathbf{I}}(t). \qquad (9)$$

Так как в уравнении (9) неизвестна только матрица ΔA размерностью n x n, проведем n x n независимых тестов и получим систему уравнений:

$$\Delta A\bar{\mathbf{I}}_{ij}(t)=\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}_{ij}(t)-(A_m+D)\boldsymbol{\varepsilon}_{ij}(t), \qquad i=\overline{1,n}, \qquad j=\overline{1,n}. \qquad (10)$$

Решение данной системы (10) позволяет найти оценку матрицы ошибки и построить итерационную процедуру (11):

$$\Delta A_k\bar{\mathbf{I}}^k{}_{ij}(t)=\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}^k{}_{ij}(t)-((A_m+\Delta A_{k-1})+D)\boldsymbol{\varepsilon}^k{}_{ij}(t), \qquad i=\overline{1,n}, \qquad j=\overline{1,n}, \qquad k=\overline{1,m}. \qquad (11)$$

Для улучшения процедуры результаты, не ведущие к снижению вектора ошибки, отбрасываем. Таким образом, получаем процедуру восстановления вектора состояния и определения матрицы объекта. Полученная процедура относится к алгоритмам беспоисковой идентификации. Следует учесть, что при оценивании для получения линейности оценок полезности необходимы квадратические оценки, что связано с нормой и метрикой информационного пространства системы накопления информации. Действительно, используя оценку $\mu=I^2$, получаем:

$$\mu=\left(I_m\sqrt{\frac{f}{f_m}}\right)^2=\frac{I_m^2}{f_m}f \qquad (12)$$

Таким образом, мы получаем прямое оценивание полезности накопленных знаний.

При выборе матрицы D исходим из условия сходимости процедуры – матрица A_m+D должна быть гурвицевой и обеспечивать скорости движения модели выше скорости движения объекта. Существенной особенностью алгоритма является выполнения требования основной теоремы идентифицируемости относительно модели – моменты измерения и управления не должны совпадать по времени, что обеспечивает линейную независимость измерений.

Вторым моментом, который учтен в процедуре, является отсев измерений с малым значением ошибки отклонения модели от объекта. Это связано с вычислительными трудностями и плохой обусловленностью матрицы решаемой системы уравнений. Анализируя возможности разработанной процедуры идентификации, рассмотрим объект четвертого порядка с матрицей объекта, модели и управления (табл. 1).

Таблица 1 –

Параметры объекта и модели

A	A_m	B
0 1 0 0	0 1 0 0	0 0
0 0 1 0	0 0 1 0	0 0
0 0 0 1	0 0 0 1	0 0
-1 -4 -6 -4	-1 -1 -1 -1	0 1

При этом считаем неизвестной начальную точку траектории объекта, поэтому начальную точку движения модели выбираем нулевой. Задачу наблюдения состояния объекта возлагаем на асимптотический наблюдатель. Фазовый портрет и траектории наблюдателя приведены на рис. 1.

Однако для точного восстановления состояния объекта необходимо знать его модель. В разработанной процедуре восстановление координат чередуется с циклом идентификации, рис.2, что обеспечивает возможность использования процедуры при нестационарности объекта, что характерно для задач накопления информации и обучения. При выборе метода идентификации приоритет отдан простоте и скорости сходимости процедуры. Рассматриваемая процедура, в данном примере, требует решения четырех уравнений вида (13).

Таким образом, решение четырех систем уравнений обеспечивает определение матрицы поправок к матрице модели. При этом выполнение операции идентификации выполняется до выполнения операции восстановления вектора состояния, что позволяет завершить процесс за два такта, рис. 2.

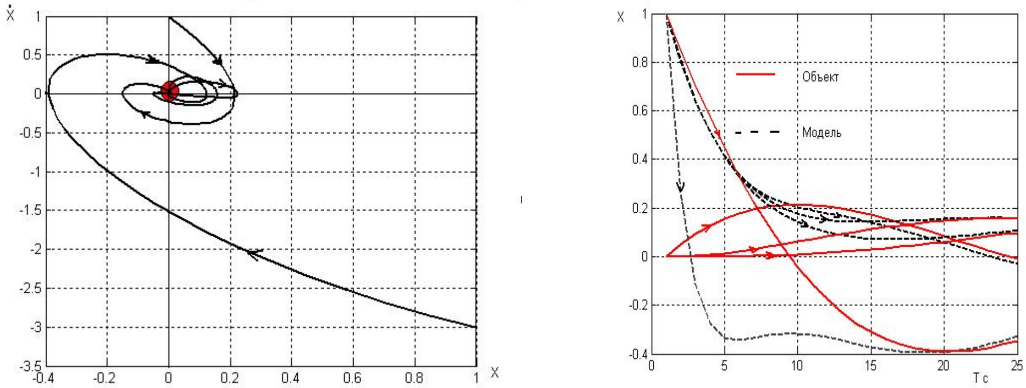

Рисунок 1 – Фазовый портрет и траектории наблюдателя

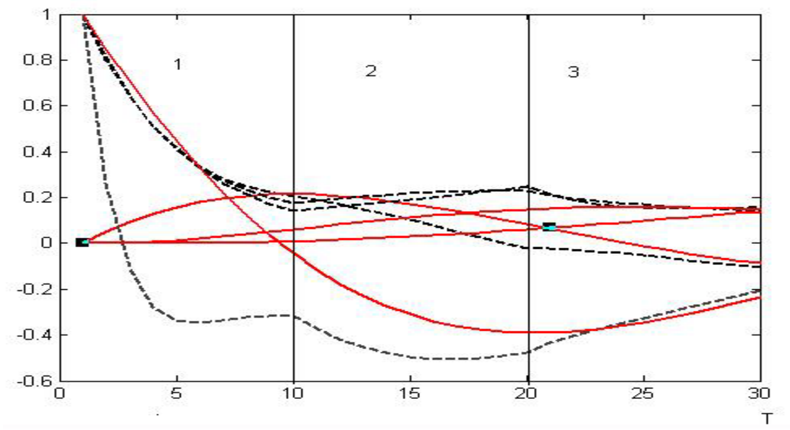

Рисунок 2 – Циклы восстановления состояния 1 и 3 и идентификации 2.

$$
\left.\begin{aligned}
\Delta a_{11}I_1^1+\Delta a_{12}I_2^1+\Delta a_{13}I_3^1+\Delta a_{14}I_4^1 &= \dot I_{\varepsilon 1}^{\,1}-a_{m11}I_{\varepsilon 1}^{\,1}-a_{m12}I_{\varepsilon 2}^{\,1}-a_{m13}I_{\varepsilon 3}^{\,1}-a_{m14}I_{\varepsilon 4}^{\,1}\\
\Delta a_{11}I_1^2+\Delta a_{12}I_2^2+\Delta a_{13}I_3^2+\Delta a_{14}I_4^2 &= \dot I_{\varepsilon 1}^{\,2}-a_{m11}I_{\varepsilon 1}^{\,2}-a_{m12}I_{\varepsilon 2}^{\,2}-a_{m13}I_{\varepsilon 3}^{\,2}-a_{m14}I_{\varepsilon 4}^{\,2}\\
\Delta a_{11}I_1^3+\Delta a_{12}I_2^3+\Delta a_{13}I_3^3+\Delta a_{14}I_4^3 &= \dot I_{\varepsilon 1}^{\,3}-a_{m11}I_{\varepsilon 1}^{\,3}-a_{m12}I_{\varepsilon 2}^{\,3}-a_{m13}I_{\varepsilon 3}^{\,3}-a_{m14}I_{\varepsilon 4}^{\,3}\\
\Delta a_{11}I_1^4+\Delta a_{12}I_2^4+\Delta a_{13}I_3^4+\Delta a_{14}I_4^4 &= \dot I_{\varepsilon 1}^{\,4}-a_{m11}I_{\varepsilon 1}^{\,4}-a_{m12}I_{\varepsilon 2}^{\,4}-a_{m13}I_{\varepsilon 3}^{\,4}-a_{m14}I_{\varepsilon 4}^{\,4}
\end{aligned}\right\}
$$

$$
\left.\begin{aligned}
\Delta a_{21}I_1^1+\Delta a_{22}I_2^1+\Delta a_{23}I_3^1+\Delta a_{24}I_4^1 &= \dot I_{\varepsilon 2}^{\,1}-a_{m21}I_{\varepsilon 1}^{\,1}-a_{m22}I_{\varepsilon 2}^{\,1}-a_{m23}I_{\varepsilon 3}^{\,1}-a_{m24}I_{\varepsilon 4}^{\,1}\\
\Delta a_{21}I_1^2+\Delta a_{22}I_2^2+\Delta a_{23}I_3^2+\Delta a_{24}I_4^2 &= \dot I_{\varepsilon 2}^{\,2}-a_{m21}I_{\varepsilon 1}^{\,2}-a_{m22}I_{\varepsilon 2}^{\,2}-a_{m23}I_{\varepsilon 3}^{\,2}-a_{m24}I_{\varepsilon 4}^{\,2}\\
\Delta a_{21}I_1^3+\Delta a_{22}I_2^3+\Delta a_{23}I_3^3+\Delta a_{24}I_4^3 &= \dot I_{\varepsilon 2}^{\,3}-a_{m21}I_{\varepsilon 1}^{\,3}-a_{m22}I_{\varepsilon 2}^{\,3}-a_{m23}I_{\varepsilon 3}^{\,3}-a_{m24}I_{\varepsilon 4}^{\,3}\\
\Delta a_{21}I_1^4+\Delta a_{22}I_2^4+\Delta a_{23}I_3^4+\Delta a_{24}I_4^4 &= \dot I_{\varepsilon 2}^{\,4}-a_{m21}I_{\varepsilon 1}^{\,4}-a_{m22}I_{\varepsilon 2}^{\,4}-a_{m23}I_{\varepsilon 3}^{\,4}-a_{m24}I_{\varepsilon 4}^{\,4}
\end{aligned}\right\}
$$

$$
\left.\begin{aligned}
\Delta a_{31}I_1^1+\Delta a_{32}I_2^1+\Delta a_{33}I_3^1+\Delta a_{34}I_4^1 &= \dot I_{\varepsilon 3}^{\,1}-a_{m31}I_{\varepsilon 1}^{\,1}-a_{m32}I_{\varepsilon 2}^{\,1}-a_{m33}I_{\varepsilon 3}^{\,1}-a_{m34}I_{\varepsilon 4}^{\,1}\\
\Delta a_{31}I_1^2+\Delta a_{32}I_2^2+\Delta a_{33}I_3^2+\Delta a_{34}I_4^2 &= \dot I_{\varepsilon 3}^{\,2}-a_{m31}I_{\varepsilon 1}^{\,2}-a_{m32}I_{\varepsilon 2}^{\,2}-a_{m33}I_{\varepsilon 3}^{\,2}-a_{m34}I_{\varepsilon 4}^{\,2}\\
\Delta a_{31}I_1^3+\Delta a_{32}I_2^3+\Delta a_{33}I_3^3+\Delta a_{34}I_4^3 &= \dot I_{\varepsilon 3}^{\,3}-a_{m31}I_{\varepsilon 1}^{\,3}-a_{m32}I_{\varepsilon 2}^{\,3}-a_{m33}I_{\varepsilon 3}^{\,3}-a_{m34}I_{\varepsilon 4}^{\,3}\\
\Delta a_{31}I_1^4+\Delta a_{32}I_2^4+\Delta a_{33}I_3^4+\Delta a_{34}I_4^4 &= \dot I_{\varepsilon 3}^{\,4}-a_{m31}I_{\varepsilon 1}^{\,4}-a_{m32}I_{\varepsilon 2}^{\,4}-a_{m33}I_{\varepsilon 3}^{\,4}-a_{m34}I_{\varepsilon 4}^{\,4}
\end{aligned}\right\} \quad (13)
$$

$$
\left.\begin{aligned}
\Delta a_{41}I_1^1+\Delta a_{42}I_2^1+\Delta a_{43}I_3^1+\Delta a_{44}I_4^1 &= \dot I_{\varepsilon 4}^{\,1}-a_{m41}I_{\varepsilon 1}^{\,1}-a_{m42}I_{\varepsilon 2}^{\,1}-a_{m43}I_{\varepsilon 3}^{\,1}-a_{m44}I_{\varepsilon 4}^{\,1}\\
\Delta a_{41}I_1^2+\Delta a_{42}I_2^2+\Delta a_{43}I_3^2+\Delta a_{44}I_4^2 &= \dot I_{\varepsilon 4}^{\,2}-a_{m41}I_{\varepsilon 1}^{\,2}-a_{m42}I_{\varepsilon 2}^{\,2}-a_{m43}I_{\varepsilon 3}^{\,2}-a_{m44}I_{\varepsilon 4}^{\,2}\\
\Delta a_{41}I_1^3+\Delta a_{42}I_2^3+\Delta a_{43}I_3^3+\Delta a_{44}I_4^3 &= \dot I_{\varepsilon 4}^{\,3}-a_{m41}I_{\varepsilon 1}^{\,3}-a_{m42}I_{\varepsilon 2}^{\,3}-a_{m43}I_{\varepsilon 3}^{\,3}-a_{m44}I_{\varepsilon 4}^{\,3}\\
\Delta a_{41}I_1^4+\Delta a_{42}I_2^4+\Delta a_{43}I_3^4+\Delta a_{44}I_4^4 &= \dot I_{\varepsilon 4}^{\,4}-a_{m41}I_{\varepsilon 1}^{\,4}-a_{m42}I_{\varepsilon 2}^{\,4}-a_{m43}I_{\varepsilon 3}^{\,4}-a_{m44}I_{\varepsilon 4}^{\,4}
\end{aligned}\right\}.
$$

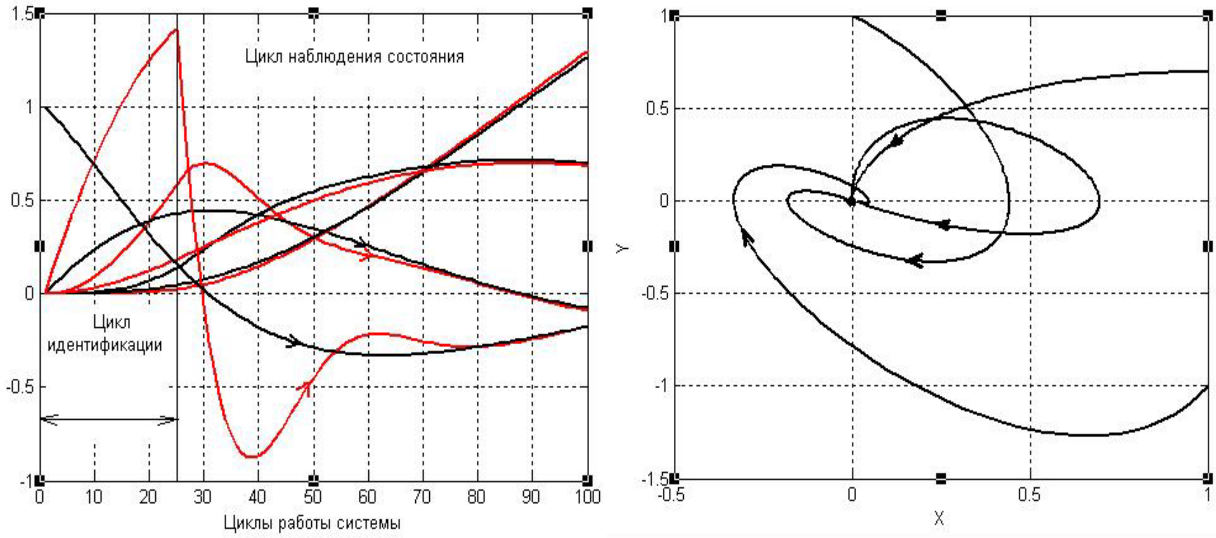

Рисунок 2 – Динамика поведения системы и её фазовый портрет в процессе идентификации

ВЫВОДЫ

Таким образом, использование беспоискового алгоритма идентификации в совокупности с алгоритмом асимптотического наблюдателя позволяет определить параметры модели и оценить состояние объекта при минимальных затратах ресурсов системы. При этом существенным достоинством метода является его независимость от наличия транспортного запаздывания, так как управление прикладывается одновременно к объекту и модели. Определение задержки не представляет проблем, достаточно измерить время между воздействием и реакцией.

Однако информационная технология накопления знаний предусматривает не только хранение полученных данных, но и направленный процесс отбора и получения информации, что требует дальнейших исследований в направлении разработки методов оценивания накопленного объема информации и алгоритмов минимизации ошибки оценивания.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Khodakov V.E. Vysshee obrazovanie v Ukraine: vzglyad so storony i iznutri. Vtoroe izdanie /V.E. Khodakov: Kherson, 2006. – 338 s.
2. Petrov E.G. Metody i sredstva prinyatiya reshenij v social'no-ehkonomicheskix i texnicheskix sistemax /E.G. Petrov, M.V. Novozhilova, I.V. Grebennik, N.A. Sokolova. – Kherson: OLDI-plyus, 2003 – 380 s.
3. Sokolov A.E. Dinamicheskaya model' processa samoobucheniya v komp'yuterizirovannoj srede /A.E. Sokolov, O.V. Sokolova //Problemi informacijnix texnologij. – 2011. – #1 (009). – S.84-87.
4. Sokolova O.V. Uslovie invariantnosti sistemy raspoznavaniya k nestacionarnym vozmushheniyax /O.V. Sokolova //Naukovij visnik Khersons'koï derzhavnoï mors'koï akademiï : Naukovij zhurnal. – 2014. – #1 (10). – S.309-317.
5. Sokolova O.V. Pobudova matematichnoï modeli dinamiki procesu nakopichennya informaciï /O.V. Sokolova //«Naukovi praci ChDU im. Petra Mogili», naukovo-metodichnij zhurnal. – 2014. – Vip. 225, t.237. – S.127-133.

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