

УДК 004.93.1

С.А. РОЖКОВ, Н.Я. ХЛОПЕНКО, К.В. ТИМОФЕЕВ, Т.И. ТЕРНОВАЯ
Херсонская государственная морская академия
А.Е. СОКОЛОВ
Херсонский государственный технический университет

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ТЕОРИИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Распознавание образов, пожалуй, одна из самых широко освещенных в литературе задача информационных технологий. Множество методов и удачных решений создало пеструю картину «сложности» задачи. При этом следует обратить внимание на тот факт, что мы имеем дело именно с информационной технологией – методами и средствами обработки информации. Теория информации отличается тем, что имеется масса толкований содержания понятия информация. Это и неопределенность, и количество символов, и ожидаемое воздействие, где каждый из авторов, решая некоторую свою задачу, давал собственное определение содержания этого понятия. При этом процесс построения систем распознавания всегда требует общего подхода к синтезу алгоритмов и методов.

Данная работа посвящена развитию теоретических методов теории информации применительно к задаче создания информационных систем распознавания образов. В основе работы предложен механизм соответствий, что позволяет полагаться на общность полученных результатов. Основная цель работы состоит в дополнении подходов и формализации к построению моделей процессов получения, передачи, обработки и хранения информации в информационном пространстве. На основе анализа системы распознавания образов в информационном пространстве в работе рассмотрены общие подходы к построению алгоритмов распознавания образов. Одним из основных результатов работы является обоснование и демонстрация эффективности методов информационного пространства, использование общих методов соответствий и общих принципов. В частности, принципа необратимости времени и принципа оптимальности, которые позволяют предположить, что математические модели и алгоритмы в информационном пространстве обладают свойством общности.

Рассмотрен пример решения задачи распознавания при реализации системы анализа сцены, где показаны методы синтеза алгоритма системы и независимость информационной структуры системы от методов и уровней реализации системы компенсации информационных потоков.

Ключевые слова: информация; информационное пространство; система распознавания; нечеткое множество; информационный поток.

С.О. РОЖКОВ, М.Я. ХЛОПЕНКО, К.В. ТИМОФЕЕВ, Т.И. ТЕРНОВА
Херсонська державна морська академія
А.Є. СОКОЛОВ
Херсонський державний технічний університет

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ТЕОРІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ. МЕТОДИ ПОБУДОВИ МОДЕЛЕЙ ПРИ АНАЛІЗІ СЦЕНИ

Розпізнавання образів, мабуть, є одним з найбільш широко висвітлених в літературі завдань інформаційних технологій. Безліч методів і вдалих рішень створили строкату картину «складності» задачі. При цьому слід звернути увагу на той факт, що ми маємо справу саме з інформаційною технологією - методами та засобами обробки інформації. Теорія інформації відрізняється тим, що є маса тлумачень змісту поняття інформація. Це і невизначеність, і кількість символів і очікуваний результат, де кожен з авторів, вирішуючи деяку свою задачу, давав власне визначення змісту цього поняття. При цьому процес побудованої системи розташування завжди вимагає публічного підходу до синтезу алгоритмів і методів.

Дана робота присвячена розвитку теоретичних методів теорії інформації стосовно до задачі створення інформаційних систем розпізнавання образів. В основі роботи запропоновано механізм відповідностей, що дозволяє покладатися на спільність отриманих результатів. Основна мета роботи полягає в доповненні підходів і формалізації до побудови моделей процесів отримання, передачі, обробки та зберігання інформації в інформаційному просторі. На основі аналізу системи розпізнавання образів в інформаційному просторі в роботі розглянуті загальні підходи до побудови алгоритмів розпізнавання образів. Одним з основних результатів роботи є обґрунтування та демонстрація ефективності методів інформаційного простору, використання загальних методів відповідностей і загальних принципів. Зокрема, принципу незворотності часу і принципу оптимальності, які дозволяють припустити, що математичні моделі і алгоритми в інформаційному просторі мають властивість спільності.

Розглянуто приклади розв'язання задач розпізнавання при реалізації системи аналізу сцени, де показані методи синтезу алгоритму системи і незалежність інформаційної структури системи від методів і рівнів реалізації системи компенсації інформаційних потоків.

Ключові слова: інформація; інформаційний простір; система розпізнавання; нечітка множина; інформаційний потік.

S. ROZHKOVA, M. KHLOPENKO, K. TIMOFEEV, T. TERNOVA

Kherson State Maritime Academy

A. SOKOLOV

Kherson State Technical University

INFORMATION TECHNOLOGIES IN THEORY RECOGNITION OF IMAGES. METHOD OF CONSTRUCTING MODELS AT SCENE ANALYSIS

Pattern recognition is perhaps one of the most widely covered information technology problems in the literature. A multitude of methods and successful solutions created a motley picture of the "complexity" of the problem. At the same time, attention should be paid to the fact that we are dealing with information technology - methods and means of information processing. Information theory differs in that there is a mass of interpretations of the content of the concept of information. This is uncertainty, and the number of symbols and the expected impact, where each of the authors, solving some of his own problem, gave his own definition of the content of this concept. Moreover, the process of building recognition systems always requires a general approach to the synthesis of algorithms and methods. This work is devoted to the development of theoretical methods of information theory in relation to the problem of creating information systems for pattern recognition.

The work is based on a correspondence mechanism, which allows relying on the generality of the results obtained. The main goal of the work is to supplement the approaches and formalization to the construction of models of the processes of receiving, transferring,

processing and storing information in the information space. Based on the analysis of the pattern recognition system in the information space, the work considers general approaches to the construction of pattern recognition algorithms. One of the main results of the work is the substantiation and demonstration of the effectiveness of information space methods, the use of general correspondence methods and general principles. In particular, the principle of irreversibility of time and the principle of optimality, which allow us to assume that mathematical models and algorithms in the information space have the property of generality.

An example of solving the recognition problem in the implementation of a scene analysis system is considered, which shows methods for synthesizing the system's algorithm and the independence of the information structure of the system from the methods and levels of implementation of the system for compensating information flows.

Keywords: information; information space; recognition system; fuzzy set; information flow.

Постановка проблемы

Развитие современных методов теоретических основ систем распознавания, как информационных систем, позволяют повысить надежность распознавания и анализа сцен. Целый ряд исследований, основанный на поиске общего подхода к построению алгоритмов распознавания [20–21] и позволил получить существенное развитие этих результатов [22–24]. Однако по-прежнему сохраняется множество попыток создания эвристических алгоритмов.

Анализируя информационные системы, как направление теоретических исследований, следует обратить внимания на декларативность термина «информация». При этом, если в системах передачи информации теоретическая основа – это именно теория информации, то во многих приложениях теория информации применяется достаточно вольно («лепное украшение»).

Собственно понятие «информационное пространство» – это множество событий, наделенное некоторой структурой. В данном случае это норма и метрика. Это определение не претендует на традиционные, красочные определения, а опирается просто на строгий математический аппарат.

Анализ последних исследований и публикаций

Повсеместное использования вычислительной техники и развитие технических средств и программного обеспечения информационных систем обуславливает значительный интерес к проблемам развития и совершенствования элементов теории информации. к проблемам развития основ системологического анализа управления информационными системами и происходящими в них информационными процессами, как основам методологии построения моделей систем и процессов, передачи, обработки и хранения информации.

Современное состояние и развитие теории информации, связанное с трудами Р.Хартли, Н. Винера, А.Н. Колмогорова, К. Шеннона, Д. Неймана, У. Эшби, Д. Маккея, А.Я. Хинчина, В.А. Котельникова, В.Д. Гопы, А.М. Яглома и многих других ученых [1–10] к сегодняшнему дню сформировалось в законченную теорию, обеспечивающую решение многих задач.

Цель исследования

Основная цель работы состоит в дополнении подходов и формализации к построению моделей процессов получения, передачи, обработки и хранения информации в информационном пространстве. На основе анализа системы

распознавания образов в информационном пространстве в работе будут рассмотрены общие подходы к построению алгоритмов распознавания образов.

Изложение основного материала исследования

Для простоты изложения используем меру Хартли [11, 17] и покажем, что это функциональная связь и существует обратная функция [25–26]

$$I(x) = -\log P(x) \rightarrow I = f(p) \rightarrow P = f^{-1}(I) \rightarrow P = P(I). \quad (1)$$

Собственно в (1) нет противоречий, но есть важное следствие

$$\frac{dP}{dx} \geq 0 \rightarrow \text{If } \frac{dP}{dx} \neq 0 \rightarrow x = x(P) \rightarrow x = x(I). \quad (2)$$

Учитывая, что x – это событие, можно утверждать, что информация в (2) определяет величину причинно-следственной связи события x . Это определение не противоречит существующим определениям даже в упрощенной форме информация – это причина события.

Представим зависимость вероятности от информации в виде ряда, учитывая аналитичность выражения (1)

$$P = P(I^*) + \frac{1}{2} \frac{dP}{dI} \Big|_{I^*} \Delta I + \frac{1}{2} \frac{d^2P}{dI^2} \Big|_{I^*} \Delta I^2 + \dots + R. \quad (3)$$

Как следствие (3) для линейного приближения получаем уравнение, решение которого $P(x, C)$ позволяет определить правило оценки информации с учетом начальных $I(0)$ и граничных $I(1)$ условий

$$\left. \begin{array}{l} \frac{dP}{dI} = \varphi(x, P); \\ I(0) = I_0 \\ I(1) = I_1 \end{array} \right\} \rightarrow P = f(I) \rightarrow I = f^{-1}(P). \quad (4)$$

Выражение (4) основывается на знании особенностей процесса в пространстве событий и их отражения в вероятностном пространстве, над которым строится оценка информации. Предполагая, что выполняется условие органического роста, Хартли получил меру информации для $I(0) = \infty$ и $I(1) = 0$ в виде

$$\left. \begin{array}{l} \frac{dP}{dI} = -\lambda P; \\ I(0) = \infty \\ I(1) = 0 \end{array} \right\} \rightarrow \ln(P) = -\lambda I + C \rightarrow I = -\frac{1}{\lambda} \ln(P). \quad (5)$$

Доопределив λ в (5), получим стандартное выражение для оценки информации

$$\lambda = \log_a e \rightarrow I = -\log_a(P). \quad (6)$$

Здесь важно учитывать смысл вероятностной модели и тот факт, что информация определяется над нормированным метрическим вероятностным пространством с нормой и метрикой [27]:

$$\|\omega\| = P(\omega); \quad a(\omega_i, \omega_j) = 1 - P(\omega_i / \omega_j). \quad (7)$$

Например, наблюдая область отправления и область прибытия для соответствия $(A, B, Q) = q$ можно построить соответствие с оценкой графика Q^* – моделью процесса или явления, которое в самом общем случае описывается данным соответствием [24]

$$(A, B, Q) = q \approx (A, B, Q^*) = q^*. \quad (8)$$

Для модели в вероятностном пространстве задача оценки графика соответствия в пространстве событий не ставится. Здесь определяется средняя оценка тесноты связи событий $ab = \omega$ с объектом или процессом, описываемым соответствием p .

$$\left. \begin{array}{l} \|A\| = P_A \\ \|B\| = P_B \\ Q = P \end{array} \right\} \rightarrow (P_A, P_B, P) = p. \quad (9)$$

Таким образом, задача изучения вероятностных характеристик и построения вероятностных моделей решается в вероятностном пространстве. Собственно, это справедливо для большинства моделей, которые строятся в соответствующих пространствах, что позволяет оценивать как величину элемента, так и различие или расстояние между элементами.

Над вероятностным пространством формируется новое пространство, где нормой служит оценка величины причинно-следственной связи (2) – информация. Особенностью данного случая является нарушение аксиомы симметрии, что связано с необратимостью времени в пространстве событий. Следовательно, получаем нормированное метрическое пространство с нормой и несимметричной метрикой

$$\begin{aligned} \|\omega\| &= -\log_a P(\bar{\omega}) = I(\bar{\omega}); \\ a(\omega_i, \omega_j) &= -\log_a P(\overline{\omega_i \setminus \omega_j}) = I(\overline{\omega_i \setminus \omega_j}). \end{aligned} \quad (10)$$

Это нормированное, метрическое пространство, где основным является оценка информации, целесообразно назвать информационным пространством (в данном случае – пространством Хартли). При этом мера Хартли (1) не является нормой, что и подчеркивает определение оценки информации по Хартли как меры.

Далее появляется вопрос о единственности нормы и метрики (10) информационного пространства. Ответ на этот вопрос дает выражение (4), которое связано со свойствами процесса, порождающего события.

Учитывая тот факт, что объектов и процессов множество, то для информационного пространства существует множество соответствующих им норм и метрик. Следовательно, пространство Хартли, как и современная теория информации, только частный случай информационного пространства.

Необходимо отметить, что для пространства событий Ω математическая модель (8) описывает связь событий. Для модели в вероятностном пространстве и модели в информационном пространстве получаем информационную модель (11), которая отображает изменения степени причинно-следственных связей в системе.

$$(P_A, P_B, P^*) = p \leftrightarrow (I_A, I_B^*, Q_I^*) = q(I). \quad (11)$$

Следует также учитывать ожидаемые оценки информации, так как математическое ожидание нормы (10) в информационном пространстве определяется как энтропия

$$M\{I\} = M\{\|\omega\|\} = -\sum_{i=1}^n P(\omega_i) \log_a \overline{P(\omega_i)} = H(\overline{\omega}). \quad (12)$$

Математическое ожидание метрики (10), в информационном пространстве определяет ожидаемое отклонение информации

$$M\{a(\omega_i, \omega_j)\} = M\{I_\varepsilon\} = -\sum \sum P(\omega_i \setminus \omega_j) \log_a \overline{P(\omega_i \setminus \omega_j)} = H(\overline{\omega_i \setminus \omega_j}). \quad (13)$$

В отличие от энтропии, построенной на мере Хартли, это оценка не ожидаемой величины элемента пространства, а ожидаемая мера, определенная для этого пространства

$$M\{I\} = -\sum_{i=1}^n P(\omega_i) \log_a P(\omega_i) = H(\omega). \quad (14)$$

При этом для естественных, природных систем (систем, созданных без влияния человека), справедлива гипотеза оптимальности, которую можно сформировать как «информационные процессы оптимальны». Разумеется, гипотеза оптимальности только гипотеза, но она позволяет формировать подход к синтезу информационных систем. С другой стороны, в каждый конкретный момент времени причина не опережает следствие, и, следовательно, информация всегда передается только в одном направлении – от передатчика А к приемнику В. Таким образом, для элементарной информационной системы можно выделить четыре состояния, где состояние передачи принимаем как 1, а состояние приема информации как 0.

В случае, когда источников много, а приемник один, возникает вопрос: возможно ли считать, что приемник принимает всю информацию сразу от всех источников? Для элементарной системы нельзя, а для композиции элементарных систем можно, при условии, что передаваемое сообщение формируется до момента передачи. В табл. 1 показаны состояния элементарной системы передачи информации.

Таблица 1

Состояния элементарной системы передачи информации

Состояние	Процесс в элементарной системе
A=0, B=0	Отсутствие информационного потока
A=1, B=0	Передача информации от источника А к приемнику В
A=0, B=1	Передача информации от источника В к приемнику А
A=1, B=1	Компенсация информационного потока А потоком В

Учитывая принцип необратимости времени, композиция элементарных информационных систем остается элементарной в каждый момент времени. При этом компенсация информационных потоков связана с формированием потока, оцениваемого метрикой данного информационного пространства.

Передаваемая информация может отличаться от информации, принимаемой приемником на информацию, уже существующую к моменту приема в приемнике. Здесь существует вполне простая теория информационного пространства, однако основным моментом является формирование модели информационных потоков. Например, для источника сообщений A и приемника B формируется модель информационной модели, как соответствие (15)

$$(I_A, I_B, Q_I^*) = q(I) \leftrightarrow (I_B, I_A^*, Q_I^{*-1}) = q^{-1}(I) \rightarrow I_\varepsilon = a(I_A, I_A^*). \quad (15)$$

Собственно, соответствие (15) утверждает тот простой факт, что модель, построенная приемником, должна быть адекватна модели, породившей информационный поток передатчика. Следовательно, возможно получить «обращенную» модель, которая обеспечивает минимальное отклонение генерируемого ею потока информации от входного потока информации.

При оценке адекватности модели можно использовать метрику информационного пространства, при этом – это общий метод, и к нему могут быть сведены все методы оценки расстояний в теории распознавания.

Таким образом, формируется утверждение, что алгоритм распознавания всегда имеет алгоритм построения модели передаваемой информации и операцию обращения модели приемника. При этом расстояние между потоками информации, которые генерируют источник и обращенная модель приемника, даёт оценку качества распознавания образа, генерируемого источником.

Учитывая принцип оптимальности, получаем обобщенный алгоритм распознавания (16), где достаточно просто обратить модель приемника и сравнить (компенсировать) информационные потоки:

$$\left. \begin{aligned} Q_I^{*-1} &\rightarrow \inf \{ I_\varepsilon \}; \\ I_\varepsilon &= a(I_A, I_A^*) \\ (I_A, I_B, Q_I^*) &= q(I) \\ (I_B, I_A^*, Q_I^{*-1}) &= q^{-1}(I) \end{aligned} \right\}. \quad (16)$$

Утверждение (16), при своей достаточной простоте, получено без ограничений для соответствий и, следовательно, к нему может быть сведена любая модель. Важным следствием этого является теорема реализуемости идеальной системы распознавания: отсутствие ошибок распознавания достижимо тогда и только тогда, когда приёмник может воспроизвести любой сигнал передатчика [28].

Особенностью систем распознавания является их иерархическая организация, которая связана с ограничением определения множеств. Любое множество обусловлено как кортеж D , или как нечеткое множество, заданное по заданию F , или как множество M , заданное по перечислению.

В табл. 2 показано, как при формировании модели приёмника происходит обработка информации.

Таким образом, в пространстве сигналов модель формируется как оператор или функция, или как линии границ. Модель для второго уровня содержит правила принадлежности и собственно нечеткие подмножества – образы, описывающие основные характеристики объектов, где модель формируется как совокупность множеств, характерных для объекта. Третий уровень модели формируется как

логическое описание свойств и взаимосвязей объект и оперирует с множествами, заданными по перечислению.

Таблица 2

Иерархия моделей в системе распознавания образов

Уровень системы	Пространство и его множество	Задача
$(D_A, D_B, Q_D^*) = q_1(I)$	Пространство сигналов	$Q_D^{*-1} \rightarrow \inf \{I_\varepsilon\}$
	Упорядоченное множество	$\left. \begin{aligned} I_\varepsilon &= a(I_{DA}, I_{DA}^*) \\ (I_A, I_B, Q_I^*) &= q(I) \\ (I_B, I_A^*, Q_I^{*-1}) &= q^{-1}(I) \end{aligned} \right\}$
$(F_A, F_B, Q_F^*) = q_2(I)$	Пространство образов	$Q_F^{*-1} \rightarrow \inf \{I_\varepsilon\}$
	Множество по заданию	$\left. \begin{aligned} I_\varepsilon &= a(I_{FA}, I_{FA}^*) \\ (I_A, I_B, Q_I^*) &= q(I) \\ (I_B, I_A^*, Q_I^{*-1}) &= q^{-1}(I) \end{aligned} \right\}$
$(M_A, M_B, Q_M^*) = q_3(I)$	Пространство гипотез	$Q_I^{*-1} \rightarrow \inf \{I_\varepsilon\}$
	Множество по определению	$\left. \begin{aligned} I_\varepsilon &= a(I_{MA}, I_{MA}^*) \\ (I_A, I_B, Q_I^*) &= q(I) \\ (I_B, I_A^*, Q_I^{*-1}) &= q^{-1}(I) \end{aligned} \right\}$

Условие отсутствия ошибки сводится к условию невырожденности моделей, входящих в композицию (17)

$$\left. \begin{aligned} (D_A, D_B, Q_D^*) &= q_1(I) \\ (F_A, F_B, Q_F^*) &= q_2(I) \\ (M_A, M_B, Q_M^*) &= q_3(I) \end{aligned} \right\} \rightarrow (D_A, M_B, Q_D^* \circ Q_F^* \circ Q_M^*) = q_1(I) \circ q_2(I) \circ q_3(I) = g(I). \quad (17)$$

Это соответствует условию невырожденности соответствия (16) и приводит к невырожденности всех соответствий в композиции (17). Таким образом, для отсутствия ошибки распознавания необходимо и достаточно выполнение условия (18):

$$\left(M_B, D_A, (Q_D^* \circ Q_F^* \circ Q_M^*)^{-1} \right) = \left(M_B, D_A, (Q_M^{*-1} \circ Q_F^{*-1} \circ Q_D^{*-1})^{-1} \right) = g^{-1}(I). \quad (18)$$

С учетом возмущений и ошибок из выражений (16) и (17) можно реализовать три оптимизационные процедуры. Для первого уровня получим сравнение потока входных сигналов и их моделей (19):

$$\left. \begin{aligned} Q_D^{*-1} &\rightarrow \inf \{I_\varepsilon\}; \\ I_\varepsilon &= a(I_D, I_D^*) \\ (I_D, I_F, Q_I^*) &= q_1(I) \\ (I_F^*, I_D^*, Q_I^{*-1}) &= q_1^{-1}(I) \end{aligned} \right\}. \quad (19)$$

Следовательно, может быть построен оптимальный алгоритм распознавания с замыканием обратной связи непосредственно в пространстве сигналов. Как правило, это всевозможные признаковые системы, где модель порождает правило принятия решения.

Более сложным является алгоритм с компенсацией в пространстве образов (20) [29-33]. Здесь реализуется процедура построения образа и его трансляция в пространство сигналов.

$$Q_F^{*-1} \rightarrow \inf \{I_\varepsilon\};$$

$$\left. \begin{array}{l} I_\varepsilon = a(I_F, I_F^*) \\ (I_F, I_M^*, Q_F^*) = q_2(I) \\ (I_M^*, I_F^*, Q_F^{*-1}) = q_2^{-1}(I) \end{array} \right\} \rightarrow \left. \begin{array}{l} I_\varepsilon = a(I_D, I_D^*) \\ (I_D, I_M, Q_D^* \circ Q_F^*) = q_1(I) \circ q_2(I) \\ (I_M^*, I_D^*, Q_M^{*-1} \circ Q_F^{-1}) = q_2^{-1}(I) \circ q_1^{-1}(I) \end{array} \right\}. \quad (20)$$

И наиболее полный, третий, алгоритм формируется с учетом логического описания образа в пространстве логических описаний образа с использованием множества наименований (21)

$$Q_M^{*-1} \rightarrow \inf \{I_\varepsilon\};$$

$$\left. \begin{array}{l} I_\varepsilon = a(I_M, I_M^*) \\ (I_M, \tilde{I}_M, Q_I^*) = q_3(I) \\ (\tilde{I}_M, I_M^*, Q_I^{*-1}) = q_3^{-1}(I) \end{array} \right\} \rightarrow \left. \begin{array}{l} I_\varepsilon = a(I_D, I_D^*) \\ (I_D, I_M^*, Q_D^* \circ Q_F^* \circ Q_M^*) = q_1(I) \circ q_2(I) \circ q_3(I) \\ (I_M^*, I_D^*, Q_M^{*-1} \circ Q_F^{-1}) = q_3^{-1}(I) \circ q_2^{-1}(I) \circ q_1^{-1}(I) \end{array} \right\}. \quad (21)$$

Таким образом, каждый уровень системы имеет свою обратную связь, которая задействована в процессе обучения и проверки гипотезы формируемой моделью. При этом в процессе формирования модели есть различие, связанное с обучением и процессом принятия решения. Основной процедурой в процессе обучения является решение задач (19), (20) и (21) для ожидаемого – энтропии модели как источника. При этом при принятии решения ищется модель, минимизирующая мгновенное отклонение потоков.

Особенностью процесса построения оптимальной модели обучения является использование не меры Хартли [11], а нормы и метрики информационного пространства. Действительно, если оценивать полезность признака по информации Хартли, получаем парадокс, при котором наиболее ценны несущественные признаки. В то время как норма информационного пространства существенные признаки оценивает выше. Таким образом, при формировании алгоритма обучения возникает оптимизационная процедура выбора признаков ω или построения фильтра Q :

$$\omega_i \in \Omega, \quad i = \overline{1, n}; \quad \omega_i = \omega_i^*, \quad \text{if } P_{\omega_i} \rightarrow \max \quad \leftrightarrow \quad \text{if } I_{\omega_i} \rightarrow \max;$$

$$Q^*(\omega) \rightarrow \max H(\|\omega\|). \quad (22)$$

Следовательно, для задачи распознавания при построении алгоритма обработки информации в информационном пространстве достаточно использовать аппарат соответствий и свойств информационных потоков. Однако для реализации признаковой системы или фильтра необходимо использовать норму и метрику информационного пространства.

Весьма важным является то, что вся цепочка рассуждений основана на свойствах наиболее общих математических структур – множеств, соответствий и свойствах нормированного метрического пространства. Действительно, нам не потребовалось вводить дополнительные ограничения и полученные результаты отвечают условиям общности. Можно изобрести что угодно, но нельзя выйти за пределы свойств множеств, соответствий и информационных потоков.

На рис. 1 схематично показана система распознавания в информационном пространстве.

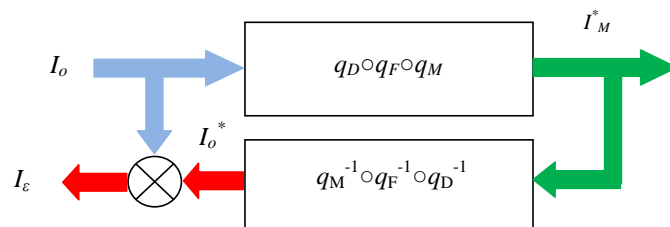


Рис. 1. Структура системы распознавания в информационном пространстве.

В общем случае преобразование информации в системе распознавания описывается соответствием множеств. Алгоритм распознавания в информационном пространстве разбивается на три уровня: обработка упорядоченных множеств, обработка нечетких множеств и обработка множеств заданных по перечислению. При этом любая задача распознавания в информационном пространстве имеет одинаковый алгоритм. Так как полученный алгоритм реализован для наиболее общих структур, то к нему могут быть сведены любые алгоритмы распознавания образов в информационном пространстве.

Рассмотрим пример решения задачи распознавания при реализации системы анализа сцены (рис. 2, а). При этом следует обратить внимание на методы синтеза алгоритма системы и независимость информационной структуры системы от методов и уровней реализации системы компенсации информационных потоков.

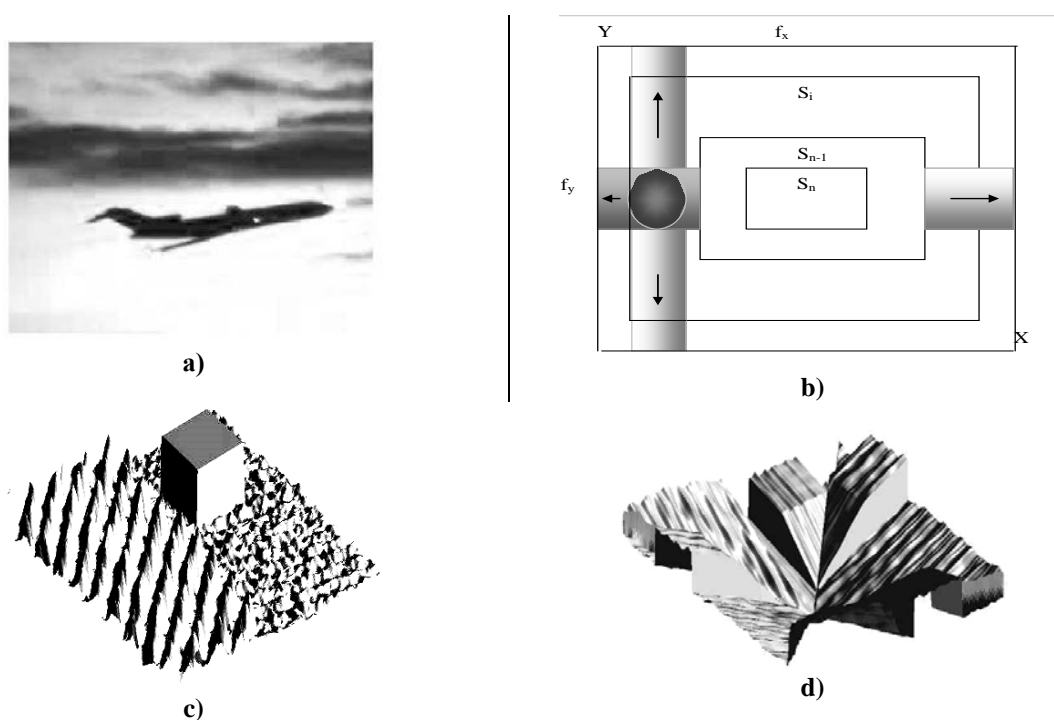


Рис. 2. Исходная сцена (а) и формирование матрицы проекций (b, c, d).

Для случая компенсации информационного потока на уровне образов $I_\varepsilon = a(I_F, I_F^*)$ формируется модель на уровне описания образа и обеспечивается формирование входных сигналов, совместимых с сигналами на уровне генерации образа [29 – 33].

Первый шаг любого алгоритма анализа сцены – это фрагментация сцены [13, 14 19–21]. В данном случае для функции изображения $f(x, y)$ используется проективное преобразование, имеющее обратное преобразование Радона:

$$\begin{aligned} \overset{\circ}{f}_{y_i}^*(x, y_{mi}) &= \int_0^{y_{mi}} \overset{\circ}{f}^*(x, y) dy, & \overset{\circ}{f}_{y_i}(x + x_0, y_{mi}) &= \int_0^{y_m} \overset{\circ}{f}(x + x_0, y) dy; \\ \overset{\circ}{f}_{x_i}^*(y, x_{mi}) &= \int_0^{x_{mi}} \overset{\circ}{f}^*(x, y) dx, & \overset{\circ}{f}_{x_i}(y + y_0, x_{mi}) &= \int_0^{x_{mi}} \overset{\circ}{f}^*(x, y + y_0) dx. \end{aligned} \quad (23)$$

При проективном преобразовании (29) вдоль оси X теряется информация о положении объектов по направлению проектирования, однако сохраняются координаты в направлении Y . И наоборот, проектирование вдоль оси Y сохраняет координаты по X .

Данный недостаток преобразования несущественен при одиночном изображении или в случае, когда применим покоординатный алгоритм. Но в общем случае потеря информации о координатах объекта нежелательна, что ведет к последовательному формированию зон, содержащих различные элементы сцены.

Поскольку в задаче позиционирования основным является совмещение центра кадра и центра интересующего изображения, разобьем поле S на подкадры S_1, S_2, \dots, S_n . В каждом подкадре S_i получаем проективное преобразование – матрицу проекций (рис. 2, b). В этом случае координата частного изображения восстанавливается с точностью до принадлежности изображения к подкадру. Важно, что при анализе изображения по проекциям количество точек проекции только $2n$, в то время как внутренность области имеет n^2 точек, (рис. 2, c, d).

За счет накопления компенсирующих изображений формируется «увиденное» системой изображение (рис. 3, a). Поскольку основой формирования этого нового изображения является использование функции принадлежности, то полученное поле изображения (рис. 3, b) также имеет смысл функции принадлежности.

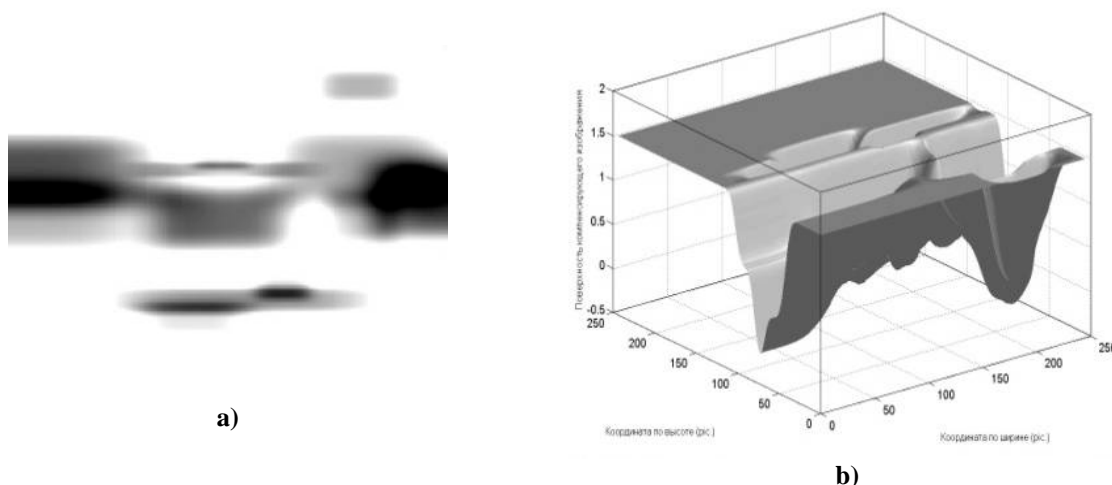


Рис. 3. Синтезированное при компенсации изображение сцены: а) компенсирующее изображение; б) функция принадлежности.

Выделяя особенности в матрице проекций (рис. 3, b) получаем «окна» для выделения фрагментов сцены (рис. 4).

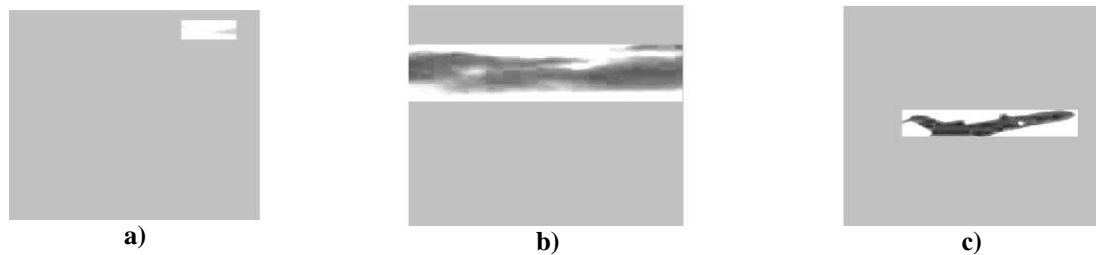


Рис. 4. Последовательность формирования окон в изображении сцены.

После выделения «окон» сцена легко фрагментируется на существенные фрагменты, распознавание которых обеспечивает описание сцены (рис. 5).



Рис. 5. Окончательный результат фрагментации сцены.

По такому алгоритму производится построение модели сцены. При этом процедура идентификации распространяется не только на основной, идентифицируемый объект, но и на объекты, которые выступают в роли помехи. Разумеется, правильность идентификации помех не определяет качество работы системы, но обеспечивает инвариантность системы идентификации от состава сцены.

Выводы

1. Информационное пространство является нормированным метрическим пространством над множеством событий. Разнообразие процессов, порождающих события, определяет разнообразие норм и метрик для информационного пространства, а необратимость времени определяет однонаправленность информационного потока.
2. Информация позволяет оценивать степень причинно-следственной связи, её норма оценивает причину события, а метрика – это различие между причинами событий. Информационные системы (в частности системы распознавания образов) обладают иерархией, обусловливаемую типами множеств, над которыми они определены: упорядоченные множества, нечеткие множества и множества, заданные по перечислению. Наиболее общими моделями в информационном пространстве являются соответствия.
3. Алгоритмы, построенные в информационном пространстве с учетом иерархии являются наиболее простыми и общими для конкретных типов информационных систем. Алгоритм, полученный в информационном пространстве, переводится в пространство событий, что позволяет его реализовать. Методы информационного пространства являются перспективным направлением анализа и синтеза алгоритмов информационных систем.

Список использованной литературы

1. Zhang H., Li D. Applications of Computer Vision Techniques to Cotton Foreign Matter Inspection: A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2014. Vol. 109. P. 59–70. DOI: 10.1016/j.compag.2014.09.004.
2. Tadhg B., Sun Da-Wen. Inspection and Grading of Agricultural and Food Products by Computer Vision Systems: A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2002. Vol. 36. Issue 2–3. P. 193–213. DOI: 10.1016/S0168-1699(02)00101-1.
3. Wenzhu Yang et al. A New Approach for Image Processing in Foreign Fiber Detection. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2009. Vol. 68. Issue 1. P. 68–77. DOI: 10.1016/j.compag.2009.04.005
4. Yang W., Li D., Wei X., et al. An Automated Visual Inspection System for Foreign Fiber Detection in Lint. *2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems*. Vol. 4. (China, Xia Men, May 19–21 2009). P. 364–368.
5. Yang W., Li D., Wang S., Lu S., et al. Saliency-Based Color Image Segmentation in Foreign Fiber Detection. *Mathematical and Computer Modelling*. 2013. Vol. 58. Issue 3–4. P. 852–858.
6. Zhao X., Li D., Yang W., et al. Feature Selection for Cotton Foreign Fiber Objects Based on Improved and Colony Algorithm. *Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*. 2011. Vol. 42. Issue 4. P. 168–173. (in Chinese with English abstract).
7. Wang R., Liu S., Wang Q., et al. Classification Features of Feather and Hemp in Cotton Foreign Fibers. *Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*. 2012. Vol. 28. Issue 2. P. 202–207.
8. Russakovsky O., Deng J., Su H., et al. Image NET large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*. 2015. Vol. 115. Issue 3. P. 211–252.
9. Fine T. L. Feedforward Neural Network Methodology. Berlin: Springer Science Business Media, 2006. 356 p.
10. Ramesh B., Bhardwaj A., Richardson J., et al. Optimization and Evaluation of Image- and Signal-Processing Kernels on the TI C6678 Multi-Core DSP. *IEEE High Performance Extreme Computing Conference (HPEC)*. (USA, Waltham, September 9–11, 2014). 6 p.
11. Hartley R. V. L. Transmission of Information. *Bell System Technical Journal*. 1928. Vol. 7. Issue 3. P. 535–563.
12. Sokolov A. Sokolova O. Solving the Task of Measuring Information Quantity through Model Identification with Minimization of the Estimation Error. *Проблеми інформаційних технологій*. 2016. № 2(20). С. 56–62.
13. Gonzalez R. C., Woods R. E., Eddins S. L. Digital Image Processing Using MATLAB. Pearson Prentice-Hall, 2004. 609 p.
14. Pratt W. K. Introduction to Digital Image Processing. Boca Raton: CRC Press Taylor & Francis Group, 2013. 756 p.
15. Тимофеев А. В. Адаптивные робототехнические комплексы. Л.: Машиностроение, 1988. 332 с.
16. Стратонович Р. Л. Теория информации. М.: Сов. радио, 1975. 424 с.
17. Колмогоров А. Н. Теория информации и теория алгоритмов. М.: Наука, 1987. 304 с.
18. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. М.: Издательство иностранной литературы, 1963. 824 с.
19. Huang T. S. (Ed.) Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis. Berlin: Springer, 1983. 759 p.

20. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978. 412 с.
21. Гренадер У. Лекции по теории образов: Анализ образов. Т. 2. Пер. с англ. М.: Мир, 1981. 488 с.
22. Soares A. M., Fernandes B. J. T., Bastos-Filho C. J. A. Pyramidal Neural Networks with Evolved Variable Receptive Fields. *Neural Computing and Applications*. 2016. Vol. 29. Issue 12. P. 1443–1453. DOI:10.1007/s00521-016-2656-2.
23. Bottou L. Large-Scale Machine Learning with Stochastic Gradient Descent. *COMPSTAT'2010: 19th International Conference on Computational Statistics (France, Paris, August 22-27, 2010)*. Paris: Springer, 2010. P. 177–186.
24. Ramesh B., Bhardwaj A., Richardson J., et al. Optimization and Evaluation of Image- and Signal-Processing Kernels on the TI C6678 multi-core DSP. *IEEE High Performance Extreme Computing Conference (HPEC)*. (USA, Waltham, September 9–11, 2014). 6 p.
25. Колмогоров А. Н., Фомин С. В. Элементы теории функций и функционального анализа. М.: Наука, 1976. 543 с.
26. Колмогоров А. Н., Фомин С. В. Элементы теории функций и функционального анализа. 7-е изд. М.: Физматлит, 2004. 572 с.
27. Яглом А. М., Яглом И. М. Вероятность и информация. М.: КомКнига, 2007. 512 с.
28. Hodakov V., Kozel V., Sokolov A. Analysis of Information Technology of the Management System of the Higher Educational Institution. *Technology Audit and production reserves*. 2017. № 4(2). С. 4–12.
29. Рожков С. О. Методи і засоби оцінки якості тканин у системах керування текстильним виробництвом: Монографія. Херсон: Олді-Плюс, 2011. 318 с.
30. Бражник Д. О. Модели и методы повышения устойчивости к возмущениям в системах оптической идентификации: дисс. ... канд. техн. наук: 05.13.06. Херсонский национальный технический университет. Херсон, 2012.
31. Рожков С. А., Бражник Д. А. Использование нейросетевых структур для построения систем распознавания образов. *Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы*, 2004. № 2(14). С.247–253.
32. Tkach V. A., Kashtalyan P. V., Rozhkov S. A. Monitoring and Control Systems of Modern Intellectual Interfaces. *IEEE 4th International Conference Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC)*. (Kyiv, October 18-20, 2016). P. 237–240. DOI: 10.1109/MSNMC.2016.7783151.

References

1. Zhang, H., & Li, D. (2014). Applications of Computer Vision Techniques to Cotton Foreign Matter Inspection: A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*. **109**, 59–70. DOI: 10.1016/j.compag.2014.09.004.
2. Tadhg, B., & Sun, Da-Wen. (2002). Inspection and Grading of Agricultural and Food Products by Computer Vision Systems: A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*. **36**, 2–3, 193–213. DOI: 10.1016/S0168-1699(02)00101-1.
3. Wenzhu, Yang et al. (2009). A New Approach for Image Processing in Foreign Fiber Detection. *Computers and Electronics in Agriculture*. **68**, 1, 68–77. DOI: 10.1016/j.compag.2009.04.005
4. Yang, W., Li D., & Wie, X., et al. (2009). An Automated Visual Inspection System for Foreign Fiber Detection in Lint. *Proceedings of the 2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems*. Vol. 4. (China, Xia Men, May 19–21 2009), pp. 364–368.
5. Yang, W., Li, D., Wang, S., & Lu, S., et al. (2013). Saliency-Based Color Image Segmentation in Foreign Fiber Detection. *Mathematical and Computer Modelling*. **58**, 3–4, 852–858.

6. Zhao, X., Li, D., & Yang, W., et al. (2011). Feature Selection for Cotton Foreign Fiber Objects Based on Improved and Colony Algorithm. *Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*. **42**, 4, 168–173. (in Chinese with English abstract).
7. Wang, R., Liu, S., & Wang, Q., et al. (2012). Classification Features of Feather and Hemp in Cotton Foreign Fibers. *Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*. **28**, 2, 202–207.
8. Russakovsky, O., Deng, J., & Su, H., et al. (2015). Image NET large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*. **115**, 3, 211–252.
9. Fine, T. L. (2006). *Feedforward Neural Network Methodology*. Berlin: Springer Science Business Media.
10. Ramesh, B., Bhardwaj, A., Richardson, J., et al. (2014). Optimization and Evaluation of Image- and Signal-Processing Kernels on the TI C6678 Multi-Core DSP. *Proceedings of the IEEE High Performance Extreme Computing Conference (HPEC)*. (USA, Waltham, September 9–11, 2014), 6 p.
11. Hartley, R. V. L. (1928). Transmission of Information. *Bell System Technical Journal*. **7**, 3, 535–563.
12. Sokolov, A. & Sokolova, O. (2016). Solving the Task of Measuring Information Quantity through Model Identification with Minimization of the Estimation Error. *Проблеми інформаційних технологій*. **2(20)**, 56–62.
13. Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L. (2004). *Digital Image Processing Using MATLAB*. Pearson Prentice-Hall.
14. Pratt, W. K. (2013). *Introduction to Digital Image Processing*. Boca Raton: CRC Press Taylor & Francis Group.
15. Тумофєєв, А. В. (1988). *Adaptive Robotic Technical Complexes*. L.: Mechanical Engineering.
16. Stratanovich, R. L. (1975). *Information Theory*. M.: Soviet Radio.
17. Kolmogorov, A. N. (1987). *The theory of the Information and the Theory of Algorithms*. M.: Science.
18. Shannon, K. (1963). *Works on the Theory of the Information and Cybernetics*. Moscow: Publishing house of the foreign literature.
19. Huang, T. S. (Ed.) (1983). *Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis*. Berlin: Springer.
20. Ту, Дзх., Gonsales, R. (1978). *Principy raspoznavanija obrazov*. Moscow: Mir.
21. Grenander, U. (1978). *Pattern Analysis Lectures in Pattern Theory*. Vol. II. Moscow: Mir.
22. Soares, A. M., Fernandes, B. J. T., Bastos-Filho, C. J. A. (2016). Pyramidal Neural Networks with Evolved Variable Receptive Fields. *Neural Computing and Applications*. **29**, 12, 1443–1453. DOI:10.1007/s00521-016-2656-2.
23. Bottou L. (2010). Large-Scale Machine Learning with Stochastic Gradient Descent. *Proceedings of the COMPSTAT'2010: 19th International Conference on Computational Statistics* (France, Paris, August 22-27, 2010). Paris: Springer, pp. 177–186.
24. Ramesh B., Bhardwaj A., Richardson J., et al. Optimization and Evaluation of Image- and Signal-Processing Kernels on the TI C6678 multi-core DSP. *Proceedings of the IEEE High Performance Extreme Computing Conference (HPEC)*. (USA, Waltham, September 9–11, 2014), 6 p.
25. Kolmogorov, A. N., & Fomin, S. V. (1976). *Elements of the Theory of Functions and Functional Analysis*. M.: Nauka.
26. Kolmogorov, A. N., & Fomin, S. V. (2004). *Elements of the Theory of Functions and the Functional Analysis*. 7th edition. M.: Fizmatlit.

27. Jaglom, A. M., & Jaglom, I. M. (2007). *Verojatnost' i informacija*. Moscow: KomKniga.
28. Hodakov, V., Kozel, V., Sokolov, A. (2017). Analysis of Information Technology of the Management System of the Higher Educational Institution. *Technology Audit and production reserves*. 4(2), 4–12.
29. Rozhkov, S. O. (2011). *Methods and means of quality assessment of fabrics in textile production management systems: Monograph*. Kherson: Oldi-Plus.
30. Brazhnik, D. O. (2012). *Models and methods of increasing resistance to disturbances in optical identification systems (Candidate of Engineering Sciences Thesis)*. Kherson. National Technical University. Kherson.
31. Rozhkov, S. O., & Brazhnik, D. O. (2004). Using neural network structures to build pattern recognition systems. *Automation. Automation. Electrical complexes and systems*. 2(14), 247–253.
32. Tkach V. A., Kashtalyan P. V., & Rozhkov S. A. (2016). Monitoring and Control Systems of Modern Intellectual Interfaces. Proceedings of the *IEEE 4th International Conference Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC)*. (Kyiv, October 18-20, 2016), pp. 237–240. DOI: 10.1109/MSNMC.2016.7783151.

Рожков Сергій Олександрович – д.т.н., професор, завідувач кафедри експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики Херсонської державної морської академії, e-mail: rozhkov_ser@rambler.ru, ORCID: 0000-0002-1662-004X.

Хлопенко Микола Якович – д.т.н., професор кафедри експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики Херсонської державної морської академії, e-mail: khlopenko.n@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7773-4721.

Тимофеев Костянтин Васильович – к.т.н., доцент кафедри експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики Херсонської державної морської академії, e-mail: kvtimofeev@rambler.ru, ORCID: 0000-0002-8668-6159.

Тернова Тетяна Іванівна – к.т.н., доцент кафедри експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики Херсонської державної морської академії, e-mail: tti.kherson@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1902-6804.

Соколов Андрій Євгенович – к.т.н., доцент кафедри інформаційних технологій Херсонського національного технічного університету, e-mail: sokolovandrew84@gmail.com, ORCID: 0000-0001-8442-6137.