

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ СИТУАЦИЙ

Т.И. Булдакова

buldakova@bmstu.ru

С.И. Суятинов

ssi@bmstu.ru

Ю.А. Вишневская

vishnevskaya@bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Рассмотрено применение двух интеллектуальных методов анализа идентификации ситуаций, основанных на таком свойстве ассоциативности, как возможность обращения к сохраненной информации по ее содержанию. Для сравнительного анализа выбраны модель ассоциативной нейронной сети Хопфилда как представитель нейронных сетей и синергетическая модель Хакена как альтернативный подход к идентификации. Приведены их характеристики, а также сходство и различие между ними. Выполнено практическое исследование работы выбранных моделей, реализованных на языке программирования Python, и приведены результаты идентификации ситуации на примере определения категории угрозы в управлении вертолетом. Показано, что синергетическая модель более точна при распознавании категории угрозы. В ходе экспериментов выявлены недостатки и преимущества каждого интеллектуального метода, в частности, недостатки нейронной сети Хопфилда, критические для ситуаций, требующих быстрого и точного решения. Синергетическая модель имеет ряд преимуществ по сравнению с нейронной, включая отсутствие ложных аттракторов и возможность ранжирования информации через установление соответствующих значений для параметров

Ключевые слова

Идентификация ситуаций, интеллектуальные технологии, нейронные сети, синергетическая модель, ассоциативность, ранжирование информации

Поступила 01.09.2023

Принята 12.03.2024

© Автор(ы), 2024

Введение. Задача автоматизированного распознавания ситуаций актуальна, например, в таких областях человеческой деятельности, как управление, безопасность, образование, мониторинг, политика и медицина. Автомати-

зированное распознавание ситуаций осуществляется с помощью систем поддержки принятия решений, которые чаще всего используются для задач распознавания образов [1–5]. Такие системы нуждаются в интеллектуальных технологиях, поскольку стандартные программные методы не всегда эффективны. Они используют последовательность значений, называемых векторами признаков.

Один из самых часто используемых методов для распознавания образов — это ассоциативные нейронные сети, которые могут идентифицировать объекты даже при неполной или искаженной информации.

Исследование направлено на сравнение результатов распознавания ситуаций с использованием двух методов: ассоциативной нейронной сети Хопфилда и синергической модели Хакена.

Характеристика сравниваемых интеллектуальных методов. Рассмотрим первый интеллектуальный метод, основанный на ассоциативной нейронной сети Хопфилда. Особенность нейронной сети, разработанной Дж. Хопфилдом в 1982 г., заключается в ее структуре с обратной связью, позволяющей определять состояние сети через минимизацию энергетического функционала [6]. Сеть Хопфилда имеет ассоциативную память, что позволяет восстановить весь вектор признаков из фрагментов с потерянными или зашумленными данными.

Нейронная сеть Хопфилда имеет три основные характеристики, схожие с функционированием человеческого мозга.

1. Способность к динамическому переключению — при внешних или внутренних воздействиях сеть способна менять свое состояние и искать новые оптимальные решения.

2. Переход в квазистабильное состояние, определяемое предыдущим состоянием, — сеть сохраняет предыдущие состояния, что позволяет ей быстро стабилизироваться после возникновения возмущений.

3. Ассоциативность переходов — смена состояний сети обусловлена некоторой общей близостью между ними, что позволяет ассоциировать различные данные и восстанавливать информацию даже в случае ее частичной потери или искажения.

В процессе работы алгоритма нейронная сеть сходится к одному из определенных ранее положений равновесия, которые заданы на этапе обучения и информация о которых содержится в матрице связей. Эти положения равновесия также известны как аттракторы и представляют собой локальные минимумы функционала энергии сети, что позволяет нейронной сети Хопфилда распознавать искаженные изображения, в том числе содержащие шум или искажения, а также восстанавливать исходное изображение.

Отметим ограниченное пространство памяти нейронной сети Хопфилда: ~ 15 % общего числа нейронов в сети, что относительно немного. При увеличении размерности пространства возникает риск получения ложных результатов, так как сеть может сходиться к неправильным аттракторам, а это приводит к неправильному распознаванию образов.

Второй интеллектуальный метод основан на синергетической модели Хакена и имеет сходство с нейронной сетью Хопфилда в ключевых этапах работы сети, например, в процессе обучения и распознавания [7, 8]. На этапе обучения создается потенциальная функция в пространстве размерности n с большим числом областей притяжения, которые формируют структуру поля распределения потенциалов и задаются эталонами.

Свойства синергетической модели Хакена, основанные на структуре потенциального поля, определяются следующим образом:

- число аттракторов соответствует числу эталонов, что обеспечивает свойство ассоциативности. Каждый аттрактор представляет собой стабильное состояние системы, соответствующее определенному эталону или образу;

- замена переменных в уравнении динамики системы в заданном потенциальном поле позволяет перейти к уравнениям динамики параметров порядка (т. е. значений, определяемых скалярным произведением для каждого сопряженного вектора заданного образа и тестируемого вектора) [7]. Это позволяет реализовать конкурентный принцип «победитель получает все», где наиболее согласованный аттрактор становится доминирующим;

- введение параметров внимания позволяет включить контекст в процесс распознавания. Эти параметры могут быть настроены в соответствии с конкретной задачей и влиять на активацию или подавление определенных аттракторов в системе в зависимости от контекста.

Сравнение основных характеристик нейронной сети и синергетической модели приведено на рис. 1.

Идентификация ситуаций в контексте формирования ситуационной осведомленности. Современные авиация, судоходство и управление воздушным движением являются востребованными областями человеческой деятельности. В этих областях ключевая проблема заключается в обеспечении ситуационной осведомленности у человека-оператора [9–11]. Основной источник несчастных случаев — это человеческий фактор, что связано с недостаточным или неполным пониманием текущей обстановки. Поэтому важность полноценного контроля и осведомленности о ситуации остается критической в областях с высоким потоком информации и значительными рисками.

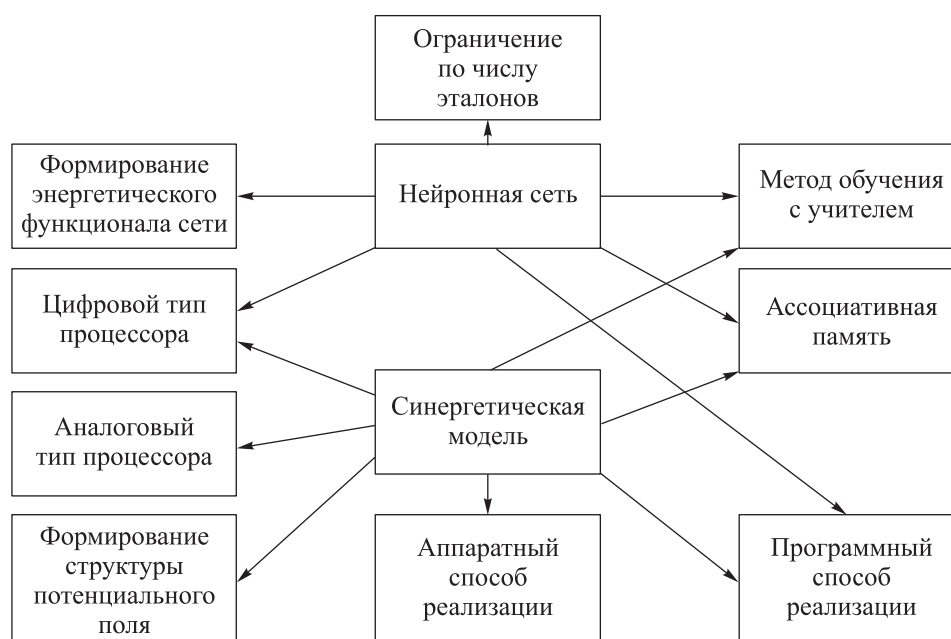


Рис. 1. Сравнение основных характеристик нейронной сети и синергетической модели

Понятие «ситуационная осведомленность» используется для описания того, насколько человек-оператор может адекватно оценить внутренние и внешние факторы, влияющие на процесс принятия решений при управлении сложным объектом. Большое число таких факторов усложняет задачу. Для эффективного принятия решений необходимо учитывать множество факторов, их число может достигать нескольких сотен, при этом важность каждого фактора может быть разной. Однако ситуационная осведомленность не ограничивается простым восприятием данных, она также зависит от более глубокого понимания смысла и значения этих данных [12–15].

Для формирования ситуационной осведомленности необходимо решить задачу идентификации ситуаций. Эта задача обычно связана с высокой степенью неопределенности, поскольку исходная информация может быть искажена (шумами) и иметь неоднозначные варианты определения характеристик ситуации [16–19]. Поэтому в отличие от классической задачи распознавания образов результат идентификации ситуации формируется в значительной степени с учетом контекста окружающей среды.

Рассмотрим процесс идентификации опасной ситуации на примере управления летательным аппаратом (вертолетом) [20, 21]. В процессе поле-

та пилотам могут угрожать различные опасности, которые влияют на их способность эффективно выполнять поставленные задачи. Эти угрозы можно разделить на три категории.

1. Угрозы, влияющие в какой-либо мере на качество выполнения задания.

2. Угрозы, при которых экипажу предоставляется достаточно времени для оценки ситуации (связано с целостностью вертолета).

3. Угрозы, при которых экипажу недостаточно времени на осмысление ситуации (связано с целостностью вертолета).

Для каждой категории угрозы формируется эталонный вектор, который служит в качестве основы для оценки и реагирования на угрозы. Для идентификации ситуаций введем характеристики и сформируем эталонные векторы (табл. 1).

Таблица 1

Характеристики ситуации и эталонные векторы

Лингвистическая характеристика ситуации	Координата текущего вектора X_0	Эталонный вектор		
		X_1	X_2	X_3
Отказ двигателя	-1	-1	-1	1
Перебой в работе	1	-1	1	-1
Стуки в двигателе	-1	1	1	-1
Недопустимая температура масла в редукторе	-1	-1	-1	1
Отказ основного привода управления рулевыми плоскостями	-1	-1	1	1
Отказ резервного привода управления рулевыми плоскостями	1	-1	-1	1
Отказ системы спутниковой навигации	1	1	1	1
Отказ системы инерциальной навигации	-1	-1	-1	1
Недостаточная видимость	1	-1	-1	1

В качестве характеристик ситуации на основе оценок экспертов выделено $N = 9$ признаков опасности в процессе управления вертолетом. Для каждой категории формируем эталонный вектор размерностью $[1 \times 9]$. Тестируемый текущий вектор также формируют исходя из набора определенных лингвистических характеристик ситуации. Используя лингвистические характеристики, сформируем цифровой вектор признаков. Для этого поставим в соответствие каждой лингвистической характеристике 1, если

утверждение верно, и -1 , если оно ложно. Таким образом, например, вектор X_1 будет содержать следующие координаты $[-1, -1, 1, -1, -1, -1, -1, 1, -1, -1]$. Результаты кодирования приведены в табл. 1. В рамках исследования процесса идентификации ситуаций с помощью нейронной сети Хопфилда каждой из трех категорий угроз соответствует свой эталонный образ.

Нейронная сеть Хопфилда принимает на вход крайние значения диапазона $\{-1, +1\}$ и обучается путем запоминания этих эталонных образов $X = (X_1, X_2, X_3)$. Процесс обучения заключается в настройке весов W сети таким образом, чтобы энергия системы минимизировалась при совпадении входных данных с эталонным образом, при этом $X(i+1) = WX(i)$, где i — номер итерации. Этот процесс продолжается на протяжении нескольких итераций, обеспечивая сходимость сети к эталонным образам и способность к распознаванию угроз каждой категории.

В процессе распознавания нейронная сеть Хопфилда получает на вход начальное приближение входного образа X_0 , описывающего тестовую ситуацию. Распознавание осуществляется через итерационную процедуру, которая при благоприятном сценарии сходится к устойчивому состоянию. Устойчивое состояние вероятно будет одним из эталонов, сформированных на этапе обучения, которые наиболее похожи на входной образ, т. е. образ, ассоциированный с эталонным.

Процесс распознавания заканчивается в момент, когда следующее состояние сети в точности совпадает с предыдущим, т. е. достигается равновесие. В этом случае сеть определяет тестовый вектор успешно распознанным в качестве одной заданной категории. Точность распознавания ситуации или образа связана с числом итераций работы сети: чем больше итераций, тем выше точность.

Распознавание ситуаций с использованием синергетической модели Хакена реализуется через вектор признаков, а процесс распознавания описывается следующим дифференциальным уравнением:

$$\dot{X} = -\partial E / \partial X.$$

Процесс распознавания сводится к решению этого дифференциального уравнения с учетом заданных начальных условий $X(0) = X_0$, которые представляют собой исходный образ, подаваемый на вход системы. Решением этого уравнения является образ одной из эталонных ситуаций V [7]. Таким образом, процесс распознавания можно описать следующей последовательностью операций: 1) задание начальных условий в виде исходного образа; 2) решение дифференциального уравнения; 3) определе-

ние совпадения решения с одним из эталонных образов ситуаций, т. е. $X_0 \rightarrow X(t) \rightarrow V_k$, $1 \leq k \leq M$. Здесь M обозначает число эталонных векторов, а также размерность векторного пространства [22].

Динамическая система для решения задачи распознавания и классификации образа на основе заранее сформированного вектора признаков X по методу Хакена имеет следующий вид:

$$\dot{X} = \sum_{k=1}^M \lambda_k (V_k^+ X) V_k - B \sum_{k' \neq k}^M \sum_{k \neq k'}^M (V_k^+ X)^2 (V_k^+ X) V_k - C (X^+ X) X,$$

где λ_k — параметр внимания k -го эталонного образа; V_k — вектор-строка; B и C — постоянные; X^+ — присоединенный вектор, который удовлетворяет уравнению $X^+ V_k = V_k^+ X$, $k = 1, \dots, M$; $(X^+ X) X = X^+ X^T X$ [7]. Указанное дифференциальное уравнение описывает динамику изменения вектора признаков X во времени с учетом параметра внимания λ_k и градиента потенциальной функции $E(X)$. Необходимо учитывать, что образ может быть распознан, если его параметр внимания положителен, при этом скорость сходимости распознавания образов контролируется с помощью параметров λ_k , B и C .

Исходный образ состояния может отличаться от эталонного прототипа или содержать только его части, но благодаря свойствам потенциальной функции эталон будет восстановлен. Это свойство ассоциативности реализовано и в других интеллектуальных методах, позволяющих восстанавливать недостающую информацию.

Преимуществом и особенностью синергетического метода является возможность учета окружающего контекста через параметр внимания λ_k . Этот параметр увеличивает значимость прототипа V_k , углубляя потенциальную яму, соответствующую устойчивой точке V_k^+ , и тем самым расширяя аттрактор k -го эталона.

Значения параметров внимания могут быть выделены в две категории: сбалансированные и несбалансированные [23]. Сбалансированные параметры внимания соответствуют условию $\lambda = C > 0$, несбалансированные параметры внимания могут использоваться в случаях, когда различия между параметрами порядка $p_k(t) = V_k^+ X(t)$ в результате вычислений незначительные. Выбор оптимальных значений параметров внимания является нетривиальной задачей. Один из вспомогательных алгоритмов для определения оптимальных значений — это измерение сходства между вектором-прототипом V_k и идентифицируемым векто-

ром X с помощью коэффициента, аналогичного коэффициенту корреляции Пирсона. Таким образом, для оценки сходства распознаваемого вектора и эталона вводится следующий коэффициент подобия:

$$\mu_k = \frac{\sum_{i=1}^n V_k(i)X(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n V_k(i)^2 \sum_{i=1}^n X(i)^2}}.$$

Здесь n — длина векторов; $V_k(i)$ — i -я составляющая k -го эталона; $X(i)$ — i -я составляющая тестируемого ситуационного вектора.

Эта формула отражает степень сходства (похожести, коррелированности) между вектором-эталонном и тестируемым вектором, т. е. степень схожести вектора-эталона и распознаваемого вектора прямо пропорциональна размеру соответствующего параметра внимания. Такой алгоритм известен как метод адаптивного определения параметров внимания.

Параметр внимания λ влияет на форму аттрактора, делая его склоны либо более пологими, либо более крутыми. Этот эффект позволяет выделять более значимую информацию в данном контексте. Задавая значения параметров внимания для различных k , выполняют ранжирование информации по ее значимости для конкретной задачи.

Результаты. Для анализа результатов идентификации ситуации проведены эксперименты с использованием реализации алгоритмов интеллектуальных методов на языке программирования Python. Эксперименты выполнены на удаленном сервере достаточной мощности для обработки входной информации, чтобы обеспечить корректность результатов.

В результате десяти экспериментов нейронная сеть Хопфильда сопоставила тестируемый вектор либо со второй, либо с третьей категорией угроз. Для обеспечения точности реализации нейронной сети было установлено ограничение в 250 итераций. Результаты экспериментов приведены в табл. 2. В качестве исходных данных для сети использовались эталонные векторы $[X_1, X_2, X_3]$, а в качестве тестового вектора на вход подавался вектор X_0 . Если нейронная сеть за установленное число итераций не смогла сопоставить тестовый вектор ни с одной категорией, эксперимент считался неудачным и в табл. 2 ставится знак \times .

Каждому запомненному образу соответствует локальный минимум энергии $E = 0,5 \sum_{i,j=1}^N w_{ij} x_i x_j$, где N — число нейронов в слое; w_{ij} — вес

i -го элемента относительно j -го; x_i — i -й элемент вектора эталона; x_j — j -й элемент тестируемого вектора. Однако наличие более чем одного эталона приводит к возникновению проблемы ложных аттракторов и некорректных результатов распознавания. Процесс возникновения ложных аттракторов при наличии нескольких эталонов хорошо виден по результатам эксперимента (табл. 3). При подаче на вход одного и того же тестового вектора нейронная сеть может не распознать его или отнести к разным категориям.

Таблица 2

Результат распознавания тестового вектора

Число итераций (до 250)	Результат распознавания (номер категории)
249	×
227	×
10	2
216	×
11	2
6	3
8	2
217	×
11	3
237	×

Таблица 3

**Сравнение характеристик нейронной сети Хопфилда
и синергетической модели Хакена**

Характеристика	Нейронная сеть Хопфилда	Синергетическая модель Хакена
Ложные аттракторы	Присутствуют	Отсутствуют
Однозначность распознавания	Отсутствует	Присутствует
Ранжирование признаков	Отсутствует	Присутствует
Скорость распознавания, мс/шаг	0,006	0,015
Значения входных признаков	-1, +1	Вещественные числа
Динамичность системы	Итерация	Период
Контроль точности идентификации	Увеличение числа итераций	Увеличение временного периода
Ограничение числа образов	Присутствует	Отсутствует

Процесс идентификации на каждой итерации сопровождается вычислением значений энергии. На старте каждого эксперимента значение энергии нейронной сети положительно, с каждой итерацией по мере приближения к точке минимума значение энергии становится меньше. Пример изменения энергии нейронной сети в процессе идентификации приведен на рис. 2. Видно, что энергия нейронной сети становится меньше с увеличением числа итераций и к десятой итерации нейронная сеть Хопфилда плавно переходит в статическое состояние, соответствующее результату идентификации образа [22].

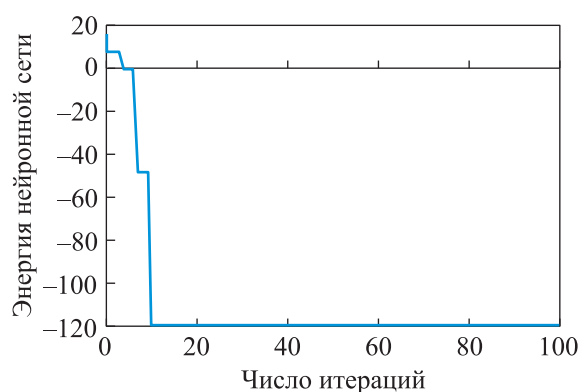


Рис. 2. Изменение энергии нейронной сети в процессе идентификации

Основным преимуществом нейронной сети Хопфилда является восстановление зашумленного изображения. При наличии не более одного опорного вектора (эталона) нейронная сеть успешно восстанавливает зашумленное изображение максимум за 11 итераций. Однако при наличии более одного опорного вектора (в эксперименте применялось до трех векторов), используемого для идентификации, нейронная сеть в результате выдает сомнительные значения вследствие появления ложных аттракторов.

Нейронная сеть Хопфилда стремится привести решение к одному из эталонов, но это не всегда удастся. Для повышения вероятности правильной сходимости важно учитывать следующие ограничения: число запоминаемых нейронной сетью эталонов не должно превышать ее емкость, а запоминаемые векторы должны иметь слабую корреляцию. Если эти условия нарушены, то решением нейронной сети чаще всего будет усредненный вектор, объединяющий признаки каждого запомненного эталона. Нейронная сеть Хопфилда не имеет способности ранжировать информацию по степени важности, хотя это свойство является ключевым при определении категории угрозы.

В процессе работы синергетической модели Хакена параметры внимания позволяют в некотором смысле учитывать контекст рассматриваемой задачи идентификации ситуации. Модель предоставляет возможность задавать различные значения параметров внимания для каждого ориентира, что позволяет ранжировать информацию по степени ее важности в конкретной ситуации [24, 25]. Результат решения рассматриваемой задачи приведен на рис. 3, следует отметить, что при повторении эксперимента результат не изменился.

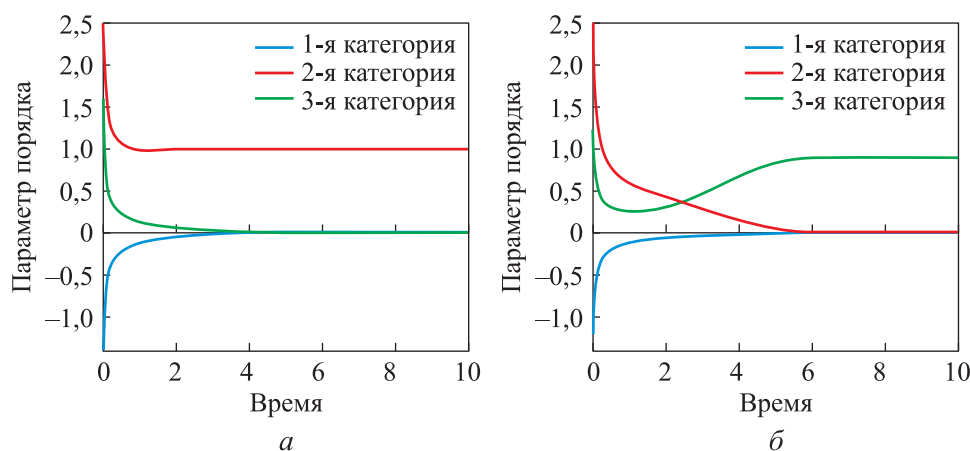


Рис. 3. Решение задачи распознавания категорий угрозы с использованием синергетической модели Хакена с равными параметрами внимания (а) и параметрами внимания $\{0,1; 0,3; 0,6\}$ (б)

На графиках переходных процессов по оси ординат откладываются значения параметра порядка, а по оси абсцисс — время. Категории угроз обозначены разными цветами. Из рис. 3 следует, что одна из кривых стремится к единице и демонстрирует результат распознавания образа как одного эталона, а две другие кривые сходятся к нулю. При параметрах внимания первого типа (рис. 3, а) идентифицированная ситуация определяется как угроза 2-й категории. При несбалансированных параметрах внимания (рис. 3, б) текущая ситуация распознается как угроза 3-й категории. Таким образом, синергетическая модель Хакена продемонстрировала свойство ранжирования информации при различных значениях параметров внимания.

Выводы по результатам исследования работы модели нейронной сети Хопфилда и синергетической модели Хакена (см. табл. 3) позволяют обосновать выбор интеллектуальной технологии при идентификации ситуации.

В результате исследования рассмотренных интеллектуальных методов анализа данных выявлено, что для моделирования человеческого поведения и уменьшения человеческого фактора в процессе определения категории угрозы на примере ситуации с управлением вертолетом необходимо, чтобы используемая система имела свойство ассоциативности и способность ранжировать информацию.

Заключение. Нейронная сеть Хопфилда, несмотря на итеративность и простоту реализации, ограничена в возможности решения задачи идентификации более чем одной ситуации. Хотя она способна восстанавливать зашумленные образы, она не предназначена для таких случаев. Это означает, что при использовании нескольких числовых векторов для идентификации результат может быть неоднозначным, а процесс идентификации может быть испорчен ложными аттракторами. Кроме того, нейронная сеть Хопфилда плохо справляется с ранжированием информации, хотя и имеет ассоциативную память.

В результате эксперимента синергетическая модель Хакена показала лучшее решение задачи идентификации зашумленного образа. Эта модель продемонстрировала свойства ассоциативной памяти и способность ранжировать контекстно-зависимую информацию. Однако она требует тщательной предварительной обработки данных и создания опорных векторов (эталонов). К преимуществам синергетической модели Хакена можно отнести то, что она не требует большого количества информации на этапе обучения.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Buldakova T.I., Suyatinov S.I. Assessment of the state of production system components for digital twins technology. *Cyber-physical systems: advances in design & modelling*. Cham, Springer, 2020, pp. 253–262.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32579-4_20
- [2] Proletarsky A., Berezkin D., Popov A., et al. Decision support system to prevent crisis situations in the socio-political sphere. *Cyber-physical systems: advances in design & modelling*. Cham, Springer, 2020, pp. 301–314.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32648-7_24
- [3] Киван М., Березкин Д.В., Смирнова Е.В. Гибридная методика поддержки принятия решений для управления рисками в сложных социотехнических системах. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2023, № 2 (143), с. 90–110.
DOI: <http://dx.doi.org/10.18698/0236-3933-2023-2-90-110>
- [4] Буддакова Т.И. Исследование сложных систем и процессов. М., Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2016.

- [5] Dzhahalov A.S., Buldakova T.I., Proletarsky A. Socio-economic decision support module by unstructured data. *EIConRus*, 2020, pp. 1931–1934.
DOI: <https://doi.org/10.1109/EIConRus49466.2020.9039086>
- [6] Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *PNAS*, 1982, vol. 79, no. 8, pp. 2554–2558.
DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554>
- [7] Haken H. The standard model of synergetics for pattern recognition. *Synergetic computers and cognition*. Berlin, Springer, 2004, pp. 36–50.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-662-10182-7_5
- [8] Taherzadeh G., Loo C.K. Image classification using optimized synergetic neural network. *FIRA 2013*. Berlin, Springer, 2013, pp. 170–180.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-40409-2_15
- [9] Edwards T., Homola J., Mercer J., et al. Multifactor interactions and the air traffic controller: the interaction of situation awareness and workload in association with automation. *Cogn. Tech. Work*, 2017, vol. 19, no. 2, pp. 687–698.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10111-017-0445-z>
- [10] Засядько К.И., Вонаршенко А.П., Солдатов С.К. и др. Анализ профессионально важных качеств летчиков-инструкторов и возможностей их развития. *Авиакосмическая и экологическая медицина*, 2020, т. 54, № 1, с. 52–56.
DOI: <https://doi.org/10.21687/0233-528X-2020-54-1-52-56>
- [11] Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б. Ситуационный подход в задачах автоматизации управления техническими объектами. *Мехатроника, автоматизация, управление*, 2018, т. 19, № 9, с. 563–578. DOI: <https://doi.org/10.17587/mau.19.563-578>
- [12] Endsley M.R. A systematic review and meta-analysis of direct objective measures of situation awareness: a comparison of SAGAT and SPAM. *Hum. Factors*, 2021, vol. 63, no. 1, pp. 124–150. DOI: <https://doi.org/10.1177/0018720819875376>
- [13] Меркулов В.И., Михеев В.А., Липатов А.А. и др. Особенности интеграции и комплексной обработки информации в системах ситуационной осведомленности воздушного базирования. *Успехи современной радиоэлектроники*, 2016, № 6, с. 3–21. EDN: WIDAUV
- [14] Федунев Б.Е. Интеллектуальные агенты в базах знаний бортовых оперативно-советующих экспертных системах типовых ситуаций функционирования антропоцентрического объекта. *Известия РАН. Теория и системы управления*, 2019, № 6, с. 90–102. DOI: <https://doi.org/10.1134/S000233881904005X>
- [15] Costa P.D., Mielke I.T., Pereira I., et al. A model-driven approach to situations: situation modeling and rule-based situation detection. *IEEE 16th Int. Enterprise Distributed Object Computing Conf.*, 2012, pp. 154–163.
DOI: <https://doi.org/10.1109/EDOC.2012.26>
- [16] Шоломов Д.Л. Коррекция распознанного текста с использованием методов классификации. *Сб. тр. ИСА РАН*, 2007, т. 29, с. 352–366. EDN: KBYLQH

- [17] Манжиков Т.В., Славин О.А., Фараджев И.А. и др. Алгоритм применения N-грамм для корректировки результатов распознавания. *Математические методы в технике и технологиях*, 2017, т. 2, с. 121–125. EDN: ZDDPHL
- [18] Anokhin A., Burov S., Parygin D., et al. Development of scenarios for modeling the behavior of people in an urban environment. *Society 5.0: cyberspace for advanced human-centered society*. Cham, Springer, 2021, pp. 103–114.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-63563-3_9
- [19] Булдакова Т.И., Миков Д.А., Соколова А.В. Защита данных при дистанционном мониторинге состояния человека. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2020, № 4 (133), с. 42–57.
DOI: <http://dx.doi.org/10.18698/0236-3933-2020-4-42-57>
- [20] Большаков А.А., Кулик А.А. Исследование комплексной системы управления летательного аппарата вертолетного типа при отказах бортового оборудования. *Мехатроника, автоматизация, управление*, 2019, т. 20, № 9, с. 568–575.
DOI: <https://doi.org/10.17587/mau.20.568-575>
- [21] Bolshakov A.A., Kulik A., Sergushov I., et al. Decision support algorithm for parrying the threat of an accident. *Studies in Systems, Decision and Control*, 2020, vol. 260, pp. 237–247. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32648-7_19
- [22] Суятинов С.И., Булдакова Т.И., Вишневская Ю.А. Сравнение нейросетевого и синергетического подходов при идентификации ситуаций. *Математические методы в технике и технологиях*, 2023, № 3, с. 85–89. EDN: LTBYWG
- [23] Radhakrishnan R., Trout B.L. Order parameter approach to understanding and quantifying the physico-chemical behavior of complex systems. *Handbook of materials modeling*. Dordrecht, Springer, 2005, pp. 1613–1626.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4020-3286-8_81
- [24] Suyatinov S.I., Buldakova T.I., Vishnevskaya Yu.A. Identification of situations based on synergetic model. *SUMMA*, 2021, pp. 509–514.
DOI: <https://doi.org/10.1109/SUMMA53307.2021.9632207>
- [25] Suyatinov S.I., Buldakova T.I., Vishnevskaya Yu.A. Synergistic model of situational awareness of the human operator. *Society 5.0: Human-centered society challenges and solutions*. Cham, Springer, 2022, pp. 331–340.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-95112-2_27

Булдакова Татьяна Ивановна — д-р техн. наук, профессор кафедры «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Суятинов Сергей Игоревич — канд. техн. наук, доцент кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Вишневская Юлия Александровна — аспирантка кафедры «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Булдакова Т.И., Суятинов С.И., Вишневская Ю.А. Сравнительный анализ интеллектуальных подходов к решению задачи идентификации ситуаций. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2024, № 2 (147), с. 84–101. EDN: RIGGLQ

COMPARATIVE ANALYSIS OF INTELLECTUAL APPROACHES TO SOLVING THE SITUATION IDENTIFICATION PROBLEM

T.I. Buldakova

buldakova@bmstu.ru

S.I. Suyatinov

ssi@bmstu.ru

Yu.A. Vishnevskaya

vishnevskaya@bmstu.ru

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The paper examines application of two intelligent methods in identifying situations based on the associativity property, i.e., the ability to access the stored data using its content. In comparative analysis, the Hopfield neural network as a representative of the neural networks and the Haken synergetic model as an alternative approach to identification are selected. Their characteristics are provided, as well as similarities and differences between them. Operation of these models implemented in the Python programming language was practically studied, and results of the situation identification are presented using the example of identifying a threat category in the helicopter control. Study results demonstrate that the synergetic model is more accurate in identifying the threat category. During the experiments, disadvantages and advantages of each intelligent method were revealed. In particular, the Hopfield neural network shows a number of disadvantages critical in situations that require a prompt and accurate solution. The synergy model has a number of advantages compared to the neural network, they include absence of the false attractors and ability to rank information by setting the appropriate parameter values

Keywords

Situation identification, intelligent technologies, neural networks, synergy model, associativity, information ranking

Received 01.09.2023

Accepted 12.03.2024

© Author(s), 2024

REFERENCES

- [1] Buldakova T.I., Suyatinov S.I. Assessment of the state of production system components for digital twins technology. *Cyber-physical systems: advances in design & modeling*. Cham, Springer, 2020, pp. 253–262.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32579-4_20
- [2] Proletarsky A., Berezkin D., Popov A., et al. Decision support system to prevent crisis situations in the socio-political sphere. *Cyber-physical systems: advances in design & modelling*. Cham, Springer, 2020, pp. 301–314.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32648-7_24
- [3] Kivan M., Berezkin D.V., Smirnova E.V. Risk management hybrid decision-making support methodology in complex sociotechnical systems. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2023, no. 2 (143), pp. 90–110 (in Russ.). DOI: <http://dx.doi.org/10.18698/0236-3933-2023-2-90-110>
- [4] Buldakova T.I. Issledovanie slozhnykh sistem i protsessov [Study on complex systems and processes]. Moscow, BMSTU Publ., 2016.
- [5] Dzhahalov A.S., Buldakova T.I., Proletarsky A. Socio-economic decision support module by unstructured data. *EIConRus*, 2020, pp. 1931–1934.
DOI: <https://doi.org/10.1109/EIConRus49466.2020.9039086>
- [6] Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *PNAS*, 1982, vol. 79, no. 8, pp. 2554–2558.
DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554>
- [7] Haken H. The standard model of synergetics for pattern recognition. *Synergetic computers and cognition*. Berlin, Springer, 2004, pp. 36–50.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-662-10182-7_5
- [8] Taherzadeh G., Loo C.K. Image classification using optimized synergetic neural network. *FIRA 2013*. Berlin, Springer, 2013, pp. 170–180.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-40409-2_15
- [9] Edwards T., Homola J., Mercer J., et al. Multifactor interactions and the air traffic controller: the interaction of situation awareness and workload in association with automation. *Cogn. Tech. Work*, 2017, vol. 19, no. 2, pp. 687–698.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10111-017-0445-z>
- [10] Zasyadko K.I., Vonarshenko A.P., Soldatov S.K., et al. Analysis of qualities professionally important for flight instructor and their enhancement. *Aviakosmicheskaya i ekologicheskaya meditsina* [Aerospace and Environmental Medicine], 2020, vol. 54, no. 1, pp. 52–56 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.21687/0233-528X-2020-54-1-52-56>
- [11] Filimonov A.B., Filimonov N.B. Situational approach in the problems of automation control by technical objects. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2018, vol. 19, no. 9, pp. 563–578 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.17587/mau.19.563-578>
- [12] Endsley M.R. A systematic review and meta-analysis of direct objective measures of situation awareness: a comparison of SAGAT and SPAM. *Hum. Factors*, 2021, vol. 63, no. 1, pp. 124–150. DOI: <https://doi.org/10.1177/0018720819875376>

- [13] Merkulov V.I., Mikheev V.A., Lipatov A.A., et al. Features of the information integration and complex processing in the airborne situational awareness systems. *Uspekhi sovremennoy radioelektroniki* [Achievements of Modern Radioelectronics], 2016, no. 6, pp. 3–21 (in Russ.). EDN: WIDAUV
- [14] Fedunov B.E. Artificial intelligence agents in the knowledge databases of onboard real-time advisory expert systems for the typical situations of the functioning of an anthropocentric object. *J. Comput. Syst. Sc. Int.*, 2019, vol. 58, no. 6, pp. 932–944. DOI: <https://doi.org/10.1134/S1064230719040051>
- [15] Costa P.D., Mielke I.T., Pereira I., et al. A model-driven approach to situations: situation modeling and rule-based situation detection. *IEEE 16th Int. Enterprise Distributed Object Computing Conf.*, 2012, pp. 154–163. DOI: <https://doi.org/10.1109/EDOC.2012.26>
- [16] Sholomov D.L. Correction of recognized text using classification methods. *Sb. tr. ISA RAN*, 2007, vol. 29, pp. 352–366 (in Russ.). EDN: KBYLQH
- [17] Manzhikov T.V., Slavin O.A., Faradzhev I.A., et al. Algorithm for applying N-grams to correct recognition results. *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh* [Mathematical Methods in Technologies and Technics], 2017, vol. 2, pp. 121–125 (in Russ.). EDN: ZDDPHL
- [18] Anokhin A., Burov S., Parygin D., et al. Development of scenarios for modeling the behavior of people in an urban environment. *Society 5.0: cyberspace for advanced human-centered society*. Cham, Springer, 2021, pp. 103–114. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-63563-3_9
- [19] Buldakova T.I., Mikov D.A., Sokolova A.V. Data security at remote monitoring of human state. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2020, no. 4 (133), pp. 42–57 (in Russ.). DOI: <http://dx.doi.org/10.18698/0236-3933-2020-4-42-57>
- [20] Bolshakov A.A., Kulik A.A. Investigation of the integrated control system of a helicopter type aircraft in case of onboard equipment failures. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2019, vol. 20, no. 9, pp. 568–575 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.17587/mau.20.568-575>
- [21] Bolshakov A.A., Kulik A., Sergushov I., et al. Decision support algorithm for parrying the threat of an accident. *Studies in Systems, Decision and Control*, 2020, vol. 260, pp. 237–247. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32648-7_19
- [22] Suyatinov S.I., Buldakova T.I., Vishnevskaya Yu.A. Mathematical methods in technologies and technics comparison of neural network and synergetic approaches when identifying situations. *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh* [Mathematical Methods in Technologies and Technics], 2023, no. 3, pp. 85–89 (in Russ.). EDN: LTBYWG
- [23] Radhakrishnan R., Trout B.L. Order parameter approach to understanding and quantifying the physico-chemical behavior of complex systems. *Handbook of materials modeling*. Dordrecht, Springer, 2005, pp. 1613–1626. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4020-3286-8_81

[24] Suyatinov S.I., Buldakova T.I., Vishnevskaya Yu.A. Identification of situations based on synergetic model. *SUMMA*, 2021, pp. 509–514.

DOI: <https://doi.org/10.1109/SUMMA53307.2021.9632207>

[25] Suyatinov S.I., Buldakova T.I., Vishnevskaya Y.A. Synergistic model of situational awareness of the human operator. *Society 5.0: Human-centered society challenges and solutions*. Cham, Springer, 2022, pp. 331–340 (in Russ.).

DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-95112-2_27

Buldakova T.I. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Suyatinov S.I. — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Automatic Control Systems, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Vishnevskaya Yu.A. — Post-Graduate Student, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Buldakova T.I., Suyatinov S.I., Vishnevskaya Yu.A. Comparative analysis of intellectual approaches to solving the situation identification problem. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2024, no. 2 (147), pp. 84–101 (in Russ.). EDN: RIGGLQ