Г

Проблемы искусственного интеллекта. 2026. N 3 (42). С. 12-23
Problems of Artificial Intelligence. 2026;3(42): 12-23
Искусственный интеллект и машинное обучение
Научная статья

УДК 004.032.2 **DOI** 10.24412/2413-7383-2026-3-42-12-23

С.Ю. Гусев
Автономная некоммерческая организация высшего образования «Славяно-Греко-Латинская Академия», г. Москва
г. Москва,105037, вн.тер.г. муниципальный округ Измайлово, тер. Городок им. Баумана, д. 2, стр. 3
g.zero@bk.ru, ORCID 0009-0009-9044-4361

КЛАССИФИКАЦИЯ ЭМЕРДЖЕНТНЫХ СИСТЕМНЫХ АРТЕФАКТОВ В РАСПРЕДЕЛЁННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ НА МИКРОКОНТРОЛЛЕРАХ

S.Yu. Gusev
Autonomous Non-Profit Organization of Higher Education “Slavic-Greek-Latin Academy”, Moscow
Moscow, 105037, municipal district Izmailovo, Gorodok im. Baumana area, 2, building 3
g.zero@bk.ru, ORCID 0009-0009-9044-4361

CLASSIFICATION OF EMERGENT SYSTEM ARTIFACTS IN DISTRIBUTED NEURAL NETWORKS ON MICROCONTROLLERS

В данной статье предложена классификация эмерджентных системных артефактов (ЭСА) в распределённых нейронных сетях на микроконтроллерах. Введён критерий несводимости, отделяющий ЭСА от инженерных сбоев. Выделены три класса артефактов: артефакты устойчивости к отказам, артефакты самоорганизации и артефакты адаптации к деградации параметров. Для каждого класса указан доминирующий физический механизм и обоснована принадлежность к эмерджентным явлениям. Показано, что предложенная классификация применима к распределённым нейронным сетям и их клеточно-автоматным (КА) реализациям.
Ключевые слова: эмерджентность**,** отказоустойчивость, паразитные аттракторы, перемежающиеся сбои, рассинхронизация, узлов, логические часы Лэмпорта, диагностика распределённых систем.

The paper proposes a classification of emergent system artifacts (ESA) in distributed neural networks on microcontrollers. An irreducibility criterion is introduced to distinguish ESAs from engineering failures. Three classes are identified: fault tolerance artifacts, self-organization artifacts, adaptation to parameter degradation artifacts. For each class, the dominant physical mechanism is specified, and their classification as emergent phenomena is acquit. It is shown that the proposed classification is applicable to distributed neural networks and their cellular automaton (CA) implementations.
Keywords: emergence, fault tolerance, parasitic attractors, intermittent failures, node desynchronization, Lamport logical clocks, diagnostics of distributed systems.

Введение

Распределённые искусственные нейронные сети, реализованные на микроконтроллерах с применением технологии Tiny Machine Learning (TinyML), используются в промышленном Интернете вещей, граничных вычислениях, задачах мониторинга состояния сложного оборудования [1], киберфизических [2] и автономных системах [3-6]. При достижении определённого порога топологической сложности такие системы демонстрируют новые побочные свойства, называемые артефактами, которые изначально не предусматривались на стадии проектирования. Эти свойства возникают спонтанно, не могут быть предсказаны на основе характеристик изолированных узлов и не сводятся к аддитивной суперпозиции свойств отдельных элементов. Статистически значимая корреляция их проявления позволяет идентифицировать такие свойства как эмерджентные системные артефакты (ЭСА) [7], [8].

Центральной проблемой при исследовании эмерджентности в распределённых системах является разграничение ЭСА и тривиальных инженерных сбоев. В теории надёжности распределённых систем отказы типа Crash и Omission носят локальный и аддитивный характер [9], [10]. В отличие от них, ЭСА возникают при штатной работоспособности всех узлов и сохранении обмена данными. Их возникновение вызвано не отказом отдельного элемента, а совместным действием аппаратных задержек и процедуры обновления состояний.

Научная новизна работы состоит в следующем: впервые введён формальный критерий несводимости для распределённых ИНС, реализованных на микроконтроллерах. Критерий отделяет ЭСА от инженерных сбоев. Предложена трёхклассовая классификация ЭСА, построенная по доминирующему физическому механизму и триггеру, а не по традиционным признакам отказа. Обоснована переносимость классификации на КА реализации распределённых ИНС на основе эквивалентности КА свёрточным и импульсным нейросетевым архитектурам.

Цель настоящей работы – разработать классификацию ЭСА в распределённых ИНС, реализованных на микроконтроллерах, построенную по характеру влияния артефактов на предсказуемость и отказоустойчивость вычислительных моделей при физическом разделении вычислительного графа между аппаратными узлами.

Критерий несводимости как метод отграничения ЭСА от инженерных сбоев

Задача разграничения ЭСА и тривиальных инженерных сбоев требует критерия, опирающегося на фундаментальные свойства эмерджентности, установленные в работах классиков данного направления. Дж. С. Милль разграничил два способа совместного действия причин [11, p. 267]. В первом случае имеет место механическое сложение, когда «отдельные эффекты продолжают производиться, но соединяются». Во втором случае происходит химическое взаимодействие, при котором «отдельные эффекты полностью прекращаются и сменяются явлениями совершенно иными» [11, p. 315]. Это разграничение легло в основу классического определения эмерджентности: эмерджентное свойство принципиально ново и не выводится из свойств элементов-компонентов.

Ллойд Морган К. ввёл понятие «эффективная связанность», подчёркивая, что появление нового типа отношений на высшем уровне меняет течение событий на нижележащих уровнях [12, p. 20].

Андерсон Ф.У. в статье «More Is Different» показал, что поведение больших систем не выводится из экстраполяции свойств немногих частиц [7, p. 393]. Целое становится не просто больше, но принципиально иным, чем сумма его частей. Андерсон связал возникновение новых свойств с нарушением симметрии: фундаментальные

законы, управляющие отдельными элементами, часто обладают симметрией. Однако при увеличении числа элементов система самопроизвольно переходит в состояние с меньшей симметрией, и именно в этом нарушении возникают принципиально новые свойства [7, p. 394-395].

Далее водится критерий несводимости: нарушение вычислительного процесса классифицируется как ЭСА, если оно удовлетворяет одновременно трём условиям. Во-первых, система формально сохраняет работоспособность на фоне обмена сообщениями между узлами и штатных параметров электропитания. Во-вторых, глобальный эффект, такой как искажение конфигурации КА или ошибка инференса, не является суммой наблюдаемых локальных повреждений и не объясняется отказом конкретного узла. В-третьих, эффект обладает свойством нелинейности: малые изменения физических параметров вызывают качественно непропорциональные изменения общесистемного поведения.

Данный критерий чётко отграничивает ЭСА от инженерных сбоев. Отказы типов Crash и Omission, а также византийские отказы не удовлетворяют ему: их источник – конкретный дефектный узел, а глобальное состояние системы остаётся детерминированной функцией локальных повреждений, поэтому признаки эмерджентности отсутствуют [13].

Следует отметить, что в контексте настоящего исследования абсолютная непредсказуемость, фигурирующая в философских определениях эмерджентности, не постулируется. ЭСА определяются через измеримые критерии, а именно: порог топологической сложности, корреляция с физическими параметрами и несводимость к поведению изолированных узлов. Такой подход согласуется с определением слабой эмерджентности по Артиме и Де Доменико, воспроизводимой в эксперименте или моделировании [14, p. 9].

Артефакты устойчивости к отказам

Данный класс артефактов выделяют не по факту сбоя, а по эмерджентным эффектам, возникающим вследствие процессов восстановления и чередующихся отказов. В отличие от выпадения узла, артефакты устойчивости к отказам возникают в моменты восстановления работоспособности узла после сбоя или при наличии чередующихся отказов.

Механизм возникновения артефактов данного класса основан на рассинхронизации логических часов Лэмпорта [13], широко применяемых в современных распределённых архитектурах с асинхронным обменом данными [15].

При перезапуске узла его логические часы в период простоя рассинхронизируются. Из-за фазового сдвига возникают паразитные, которые искажают вычисления и перегружают узлы. При этом система остается полностью исправной на аппаратном уровне. Триггером артефакта служит сам сдвиг фаз, а не отказ элемента. Подобная несоразмерность локального события и глобальных изменений динамики строго удовлетворяет критерию несводимости.

Данный класс артефактов соответствует модели дегенеративных византийских отказов, предложенной Е. Химинесом с соавторами [16]. В рамках этой модели отказ развивается во времени и проходит через несколько стадий, а его проявления на разных этапах качественно различаются. На стадии восстановления, когда узел уже возобновил вычислительные процессы, но ещё не достиг полной синхронизации с соседями, его поведение формально корректно, однако порождает эмерджентные эффекты, не предсказуемые при анализе изолированного узла.

С точки зрения классификации отказов М. Шахида [10], перемежающиеся сбои, лежащие в основе данного класса артефактов, занимают промежуточное положение между транзиентными и перманентными. Именно их нерегулярный и трудно предсказуемый характер создаёт условия для возникновения рассинхронизации, которая, накапливаясь, переходит в макроскопический артефакт.

Применительно к КА реализации, эквивалентность которой нейронной сети установлена У. Гилпином [17], восстановление узла после сбоя способно порождать те же ложные структуры, что и в распределённой импульсной нейронной сети, эквивалентной нейронному КА [18]. Таким образом, артефакты устойчивости к отказам являются универсальным классом, проявляющимся как в нейросетевых, так и в КА-системах.

Артефакты самоорганизации

Данный класс артефактов проявляется при достижении системой критического порога по числу узлов. Аппаратный шум, порождаемый джиттером каналов связи и гетерогенностью тактовых генераторов, вызывает самопроизвольное нарушение исходной симметрии распределения состояний. Система самоорганизуется в устойчивые коллективные состояния, не отвечающие вычислительной задаче. Такие состояния называются паразитными аттракторами (ПА).

Типичным примером артефакта самоорганизации является переход нейросетевого КА в статическое состояние однородного фона, когда все клетки принимают значение 0 или 1, либо в цикл короткого периода, не несущий полезной информации. При этом система снижает частоту переключений и, как следствие, потребляемый ток, однако утрачивает вычислительную способность. Данное явление порождено коллективным взаимодействием узлов в условиях аппаратных ограничений и не сводится к простому накоплению ошибок.

Артефакты самоорганизации описываются классическим фазовым переходом в рамках теории Ландау. Управляющим параметром выступает масштаб системы (число узлов N либо размер клеточной решётки), параметром порядка выступает степень отклонения глобальной конфигурации от состояния, требуемого для решения вычислительной задачи. При $N < N_c$ система находится в симметричной фазе, и поведение системы в целом предсказуемо. При $N > N_c$ симметрия спонтанно нарушается, и система переходит в одно из вырожденных состояний (ПА).

Согласно типологии П. Корнинга, артефакты этого класса относятся к пороговым эффектам, когда накопление элементов сверх критического порога вызывает резкое изменение системных свойств, что подтверждается тестом «Synergy minus one» [19].

Согласно классификации Б. Каннингема, эмерджентные свойства распределённых систем относятся к классу интерактивной сложности – «эпистемически эмерджентным свойствам второго типа» [8, p. S74]. Такие свойства высоко конфигурационны и холистичны одновременно, а их отношения к свойствам компонентов сложно отследить и предсказать без компьютерного моделирования. Каннингем прямо относит ИНС к системам, демонстрирующим эмерджентные свойства этого класса.

Формальное определение, введённое Ж.-Л. Дессалем, позволяет отнести артефакты самоорганизации к слабой эмерджентности. Мера эмерджентности, предложенная Дессалем, вычисляется как разность:

$$E = C_{exp} - C_{obs},$$

где C_{exp} обозначает ожидаемую сложность описания системы, а C_{obs} обозначает наблюдаемую сложность [20, p. 15]. Для артефактов самоорганизации наблюдаемая

сложность существенно ниже ожидаемой, что даёт отрицательное значение E и характеризует артефакт как деградацию сложности. Подход О. Артиме и М. Де Доменико даёт возможность отделить данный класс от сильной эмерджентности, для которой характерна обратная связь, замыкающаяся на уровне самих узлов [14].

Структурная и функциональная избыточность, рассмотренная И.В. Потаповым применительно к нейрокомпьютерным системам [21], и усложнение нейросетевых архитектур, исследованное в работах по гибридным подходам [22], при определённых условиях перестаёт выполнять стабилизирующую функцию и, напротив, создаёт условия для паразитной самоорганизации. Это согласуется с наблюдениями Дж. Лемана с соавторами о случаях неконтролируемого отбора в эволюционных алгоритмах. Целевая функция формально оптимизируется, однако итоговое поведение системы не соответствует ожиданиям разработчика [23, p. 5-6].

Универсальность данного класса артефактов подтверждается наблюдением ПА в импульсных ИНС при нарушении баланса возбуждения и торможения в условиях временных задержек [18], а также данными Дж. Вея с соавторами о пороговом поведении больших языковых моделей, при котором способность не проявляется вплоть до некоторого критического объёма вычислений, а при его превышении возникает резко, без плавного нарастания [24]. Среди таких скачкообразно возникающих свойств выделяются потенциально неблагоприятные эффекты – прямые аналоги ПА в распределённых системах.

Артефакты адаптации к деградации параметров

Данный класс артефактов возникает из-за нелинейной связи между логической активностью узлов и их физическим состоянием, в первую очередь температурой кристалла микроконтроллера. В отличие от артефактов самоорганизации, где доминирующим фактором является масштаб системы, и артефактов устойчивости к отказам, где триггером служит сбой, артефакты адаптации порождаются контуром положительной обратной связи между аппаратным и алгоритмическим уровнями.

Механизм формирования данного класса представляет собой цепочку взаимозависимостей. Высокая интенсивность вычислительных процессов вызывает локальный нагрев кристалла микроконтроллера. Повышение температуры вызывает малый дрейф тактовой частоты. Данный дрейф определяется параметрами RC-генератора и температурной зависимостью характеристик полупроводниковых элементов. Дрейф частоты, увеличивает задержки арбитража шины и временной джиттер, что провоцирует узел к повторной передаче пакетов или более частому переходу в состояние ожидания. Увеличение вычислительной нагрузки вызывает повышение температуры, вследствие чего замыкается контур положительной обратной связи. Данную цепочку можно представить в следующем виде:

$$T \uparrow \rightarrow f_{clk} \downarrow \rightarrow \tau \uparrow \rightarrow L \uparrow \rightarrow T \uparrow,$$

где T – температура кристалла, f_{clk} – тактовая частота, τ – задержка передачи данных, L – вычислительная нагрузка. Каждое звено этой цепи по отдельности представляет собой стандартный физический эффект, не относящийся к категории эмерджентных. Однако замыкание цепи, при котором следствие (рост температуры) усиливает причину (нагрев), порождает качественно новое поведение, не сводимое к анализу отдельных звеньев. Здесь триггером артефакта служит не внешнее событие, а внутренняя динамика системы. Система, изначально работавшая корректно, со временем накапливает отклонения. Достигнув критической величины, они вызывают резкое ухудшение характеристик. Это связывает артефакты адаптации с явлениями самоорганизованной критичности, описанными Баком, Тангом и Визенфельдом [25].

Данный класс артефактов расширяет представление об адаптации, сформулированное в работах О.С. Амосова и С.Г. Амосовой [26]. Адаптация в данном случае приобретает негативный характер: система не столько адаптируется к новым условиям, сколько переходит в резонансный режим, усугубляющий деградацию. Сходные эффекты описаны в категории автоматизированного поиска ошибок Леманом, где эволюционный алгоритм использует неточности симуляции для получения необоснованного преимущества [23]. В распределённом КА роль таких неточностей выполняет дрейф тактовой частоты. Н. Малхотра и М. Бала применили физические параметры для адаптивного управления контрольными точками с использованием нечёткой логики [27]. Данный подход согласуется с предлагаемым направлением – использованием физической телеметрии для диагностики, что находит развитие в современных методах многомерной диагностики распределённых систем [28]. Однако в их исследовании адаптация предотвращает отказ, а в рассматриваемом классе артефактов она сама порождает эмерджентный эффект.

Артефакты адаптации имеют двухуровневую организацию, аналогичную описанной С. Сюйем и Ч. Дэном для мультиагентных систем [29]. На локальном уровне каждый узел выполняет компенсацию задержек. На глобальном уровне совокупность компенсаций формирует контур положительной обратной связи, ухудшающий характеристики системы. Это позволяет отнести данный класс к М-сильной эмерджентности, согласно классификации Дессаля, когда макроуровневое явление влияет на локальное поведение, а локальное поведение, изменившись, модифицирует глобальное явление через петлю обратной связи [20, p. 20].

Применимость классификации к клеточно-автоматным реализациям распределённых ИНС

Предложенная классификация, включающая три класса, основана на физических механизмах, общих для распределённых ИНС и их КА реализаций. Гилпин доказал, что произвольный КА может быть точно представлен в виде свёрточной нейронной сети архитектуры MLPConv: за единственным слоем стандартной свёртки следует несколько слоёв свёртки размером 1×1, при этом веса определяются аналитически без процедуры обучения [17]. В его работе также указано, что основная аналогия между КА и традиционными свёрточными нейронными сетями обусловлена локальностью динамики и одновременным обновлением состояний во всех пространственных точках.

Копылов В.Д. и соавторы [18, с. 75–77] установили асимптотическую эквивалентность импульсной нейронной сети и нейронного КА при точном подборе трёх групп параметров: синаптического веса, коэффициента скорости роста потенциала и соотношения порога к потенциалу покоя. Таким образом КА является корректной моделью, охватывающей как свёрточные, так и импульсные нейросетевые архитектуры.

Все три класса артефактов имеют прямые аналоги в КА-реализациях. Артефакты устойчивости к отказам проявляются при перезапуске узла КА как порождение ложных глайдеров, искажающих полезную конфигурацию. Артефакты самоорганизации – как спонтанный переход автомата в статическое состояние при превышении критического числа узлов. Артефакты адаптации – как возникновение тепловычислительной обратной связи при длительном функционировании автомата в условиях ограниченного теплоотвода.

Эквивалентность КА нейронным сетям позволяет утверждать, что ЭСА, обнаруженные на экспериментальном стенде, реализующем Правило 110 на микроконтроллерах STM32, будут качественно соответствовать артефактам, возникающим в распределённых ИНС. Данное утверждение имеет важное методологическое значение: оно обосновывает выбор КА-модели в качестве экспериментальной платформы для изучения ЭСА и применимость полученных на этой платформе результатов к более широкому классу нейросетевых архитектур.

Заключение

Предложена классификация ЭСА в распределённых ИНС на микроконтроллерах, построенная по характеру влияния артефактов на предсказуемость и отказоустойчивость вычислительных моделей. Основные результаты работы сводятся к следующему:

Введён критерий несводимости, позволяющий отделить ЭСА от тривиальных сбоев. Критерий включает три условия: сохранение формальной работоспособности системы; несводимость глобального эффекта к сумме локальных повреждений; нелинейность отклика на малые изменения физических параметров.

На основе критерия несводимости выделены три класса ЭСА. Артефакты устойчивости к отказам порождаются процессами восстановления узлов после перемежающихся сбоев и связаны с рассинхронизацией логических часов Лэмпорта. Артефакты самоорганизации возникают при достижении системой критического порога по числу узлов и проявляются в спонтанном переходе к ПА под действием аппаратного шума. Артефакты адаптации к деградации параметров формируются тепловычислительными петлями положительной обратной связи. Для каждого класса указан доминирующий физический механизм и обоснована принадлежность к эмерджентным явлениям.

Показано, что классификация применима как к распределённым ИНС на микроконтроллерах, так и к их КА-реализациям в силу доказанной Гилпином эквивалентности КА свёрточным ИНС и установленной Копыловым асимптотической эквивалентности нейронного КА импульсной нейронной сети. Разработанная классификация образует основу методики диагностики и прогнозирования ЭСА. Методика опирается на совместный анализ физических параметров, включающих ток, джиттер и температуру, а также логического состояния распределённой системы. Обнаружение артефактов каждого из трёх классов требует отдельных диагностических процедур, включая разработку цифровых двойников распределённых ИНС для предиктивного моделирования ЭСА [30], что определяет направление дальнейших исследований.

Список источников

1. Применение многослойных нейронных сетей для оценки состояния производственного оборудования / Емельянов В. А. Черный С. Г. Емельянова Н. Ю. Кочкаров А. А. Прокопчина С. В. // Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 2 (41). С. 4-12. https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-1.html (дата обращения: 14.08.2026).
2. Бурукина А.А. Киберфизическая система мониторинга и управления условиями выращивания растений в совмещенной гидропонно-аэропонной установке / А.А. Бурукина, Е.В. Курнасов, А.М. Володина // Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 2 (41). С. 62-74. URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-6.html (дата обращения: 11.08.2026).
3. A Comprehensive Survey on TinyML / Abadade, Y., Temouden, A., Bamoumen, H. [et al.] // IEEE Access. 2023. Vol. 11. P. 96892–96922. DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3294111.
4. A Machine Learning-Oriented Survey on Tiny Machine Learning / Capogrosso L., Cunico F., Cheng D. S. [et al.] // IEEE Access. 2024. Vol. 12. P. 23406–23426. DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3365349.

5. Advancements in TinyML: Applications, Limitations, and Impact on IoT Devices / Elhanashi, A., Dini P., Saponara S., Zheng Q. // Electronics. 2024. Vol. 13, No. 17. Art. 3562. DOI: https://doi.org/10.3390/electronics13173562.
6. Heydari, S. Tiny Machine Learning and On-Device Inference: A Survey of Applications, Challenges, and Future Directions / S. Heydari, Q. H. Mahmoud // Sensors. 2025. Vol. 25, No. 10. Art. 3191. DOI: https://doi.org/10.3390/s25103191.
7. Anderson, P. W. More Is Different / P. W. Anderson // Science. 1972. Vol. 177, No. 4047. P. 393–396.
8. Cunningham, B. The Reemergence of 'Emergence' / B. Cunningham // Philosophy of Science. 2001. Vol. 68, No. S3. P. S62–S75. DOI: https://doi.org/10.1086/392898.
9. Ma, T. On the Quality of Service of Crash-Recovery Failure Detectors / T. Ma // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science. 2007. Vol. 17, No. 3. P. 421–430. DOI: https://doi.org/10.2478/v10006-007-0035-6.
10. Towards Resilient Method: An Exhaustive Survey of Fault Tolerance Methods in the Cloud Computing Environment / Shahid, M. A., Islam, N., Alam, M. M. [et al.] // Computer Science Review. 2021.Vol. 40. Art. 100398. DOI: https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100398.
11. Mill, J. S. A System of Logic, Ratiocinative and Inductive: Being a Connected View of the Principles of Evidence, and the Methods of Scientific Investigation / J. S. Mill. Cambridge: Cambridge University Press, 2012. 574 p. DOI: https://doi.org/10.1017/CBO9781139149839.
12. Morgan, C. L. Emergent Evolution: The Gifford Lectures Delivered in the University of St / C. L. Morgan // Andrews in the Year 1922. 2nd ed. London : Williams and Norgate, 1927. 333 p.
13. Lamport, L. Time, Clocks, and the Ordering of Events in a Distributed System / L. Lamport // Communications of the ACM. 1978. Vol. 21, No. 7. P. 558–565. DOI: https://doi.org/10.1145/359545.359563.
14. Artime, O. From the Origin of Life to Pandemics: Emergent Phenomena in Complex Systems / O. Artime, M. De Domenico // Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 2022. Vol. 380, No. 2227. Art. 20200410. DOI: https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0410.
15. Белов А.Н. Микросервисный программный комплекс сопровождения испытаний приборов и средств автоматизации на основе асинхронного обмена данными / А.Н. Белов, Е.В. Курнасов, А.М. Ермолаев // Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 2 (41). С. 158-172. URL:https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-14.html (дата обращения: 13.08.2026).
16. Jiménez, E. Consensus Using Omega in Asynchronous Systems with Unknown Membership and Degenerative Byzantine Failures / E. Jiménez, J. L. López-Presa, J. Martín-Rueda // Journal of Computer and System Sciences. 2019. Vol. 107. P. 52–78. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jcss.2019.06.003.
17. Gilpin, W. Cellular Automata as Convolutional Neural Networks / W. Gilpin // Physical Review E. 2019. Vol. 100, No. 3. Art. 032402. DOI: https://doi.org/10.1103/PhysRevE.100.032402.
18. Копылов, В. Д. Импульсный нейрон и нейронный клеточный автомат асимптотически эквивалентны / В.Д. Копылов, О. А. Дунаева, М. Л. Мячин // Моделирование и анализ информационных систем. 2014. Т. 21, № 3. С. 62–80. URL: https://www.mais-journal.ru/jour/article/viewFile/110/108?ysclid=mp2ecw3itt254872785 (дата обращения: 11.01.2026).
19. Corning, P. A. The Emergence of «Emergence»: Now What? / P. A. Corning // Emergence. 2002. Vol. 4, No. 3. P. 54–71. DOI: https://doi.org/10.1207/S15327000EM0403-05.
20. Dessalles, J.-L. Emergence in Multi-Agent Systems: Conceptual and Methodological Issues [Электронный ресурс] / J.-L. Dessalles, J.-P. Müller, D. Phan // Agent-Based Modelling and Simulations in the Human and Social Sciences / ed. by D. Phan, F. Amblard. Oxford : Bardwell Press, 2007. P. 327–356. ISBN 978-1-905622-01-6.URL:https://www.academia.edu/1323447/Emergence_in_multi_agent_systems_conceptual_and_methodological_issues (дата обращения: 14.08.2026).
21. Потапов, И. В. Модели, методы и задачи прикладной теории надёжности нейрокомпьютерных систем : дис. … д-ра техн. наук : 05.13.15 «Вычислительные машины, комплексы и компьютерные сети», 05.13.17 «Теоретические основы информатики» / И.В. Потапов. Новосибирск, 2010. 348 с.
22. Дорошенко В. В. Исследование гибридного рекомендательного подхода на основе нейросетевого ранжирования и онтологического повторного ранжирования товаров / В.В. Дорошенко, А. В. Григорьев // Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 2 (41). С. 97-111. URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-9.html (дата обращения: 12.08.2026).
23. The Surprising Creativity of Digital Evolution: A Collection of Anecdotes from the Evolutionary Computation and Artificial Life Research Communities / Lehman, J., Clune, J., Misevic, D. [et al.] // Artificial Life. 2020. Vol. 26, No. 2. P. 274–306. DOI: https://doi.org/10.1162/artl_a_00319.
24. Emergent Abilities of Large Language Models [Электронный ресурс] / Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R. [et al.] // Transactions on Machine Learning Research. 2022. DOI: https://doi.org/10.48448/8a3x-2w52. URL: https://openreview.net/forum?id=yzkSU5zdwD (дата обращения: 22.03.2026).

25. Малинецкий, Г. Г. Теория самоорганизации. На пороге IV парадигмы / М.Г. Малинецкий // Компьютерные исследования и моделирование. 2013. Т. 5, № 3. С. 315–366. DOI: https://doi.org/10.20537/2076-7633-2013-5-3-315-336.
26. Амосов, О. С. Моделирование обнаружения и распознавания аномального поведения динамических систем / О.С. Амосов, С. Г. Амосова // Труды 13-й Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2020). Москва : ИПУ РАН, 2020. С. 1151–1158.
27. Malhotra, N. Fault-Tolerant Communication Induced Checkpointing and Recovery Protocol Using IoT / N. Malhotra, M. Bala // Intelligent Automation & Soft Computing. 2021. Vol. 29, No. 3. P. 945–960. DOI: https://doi.org/10.32604/iasc.2021.019082.
28. Сущеня Р.В. Метод балансировки нагрузки узлов распределённых систем с ограничениями состояния на основе многомерной диагностики [Электронный ресурс] / Р.В. Сушеня, В.Е. Петров // Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 2 (41). С. 146-156. URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-13.html (дата обращения: 14.08.2026).
29. Ξυ, Σ. Εμεργεντ Βεηαϖιορσ ιν Μυλτιαγεντ Πυρσυιτ Εϖασιον Γαμεσ ωιτηιν α Βουνδεδ 2Δ Γριδ Ωορλδ / Σ.□Ξυ, Ζ.□Δανγ // Σχιεντιφιχ Ρεπορτσ. 2025. ϛολ.□15. Αρτ.□29376. ΔΟΙ: ηττπσ://δοι.οργ/10.1038/σ41598–025–15057–ξ.
30. Водолазская Н. В. Концепция цифрового двойника технологического процесса изготовления сборочных единиц / Н.В. Водолазская, Н. С. Рыжакин // Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 2 (41). С. 75-87. URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-7.html (дата обращения: 14.08.2026)

References

1. Application Of Multilayer Neural Networks For Assessing The Condition Of Production Equipment / Emelyanov, V. A., Cherny, S. G., Emelyanova, N. Yu., Kochkarov, A. A., Prokopchina, S. V. // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 2 (41). – Pp. 4–12. – https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-1.html (date of access: 14.08.2026).
2. Burukina, A. A. Cyber-Physical System For Monitoring And Controlling Plant Growing Conditions In A Combined Hydroponic-Aeroponic Installation [Electronic resource] / A. A. Burukina, E. V. Kurnasov, A. M. Volodina // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 2 (41). – Pp. 62–74. – URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-6.html (date of access: 11.08.2026).
3. A Comprehensive Survey on TinyML / Abadade, Y., Temouden, A., Bamoumen, H. [et al.] // IEEE Access. 2023. – Vol. 11. – Pp. 96892–96922. – DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3294111.
4. A Machine Learning-Oriented Survey on Tiny Machine Learning / Capogrosso, L., Cunico, F., Cheng, D. S. [et al.] // IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – Pp. 23406–23426. – DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3365349.
5. Advancements in TinyML: Applications, Limitations, and Impact on IoT Devices / Elhanashi, A., Dini, P., Saponara, S., Zheng, Q. // Electronics. – 2024. – Vol. 13, No. 17. – Art. 3562. – DOI: https://doi.org/10.3390/electronics13173562.
6. Heydari, S. Tiny Machine Learning and On-Device Inference: A Survey of Applications, Challenges, and Future Directions / S. Q. Heydari, H. Mahmoud // Sensors. – 2025. – Vol. 25, No. 10. – Art. 3191. – DOI: https://doi.org/10.3390/s25103191.
7. Anderson, P. W. More Is Different / P. W. Anderson // Science. – 1972. – Vol. 177, No. 4047. – Pp. 393–396.
8. Cunningham, B. The Reemergence of 'Emergence' / B. Cunningham // Philosophy of Science. – 2001. – Vol. 68, No. S3. – Pp. S62–S75. – DOI: https://doi.org/10.1086/392898.
9. Ma, T. On the Quality of Service of Crash-Recovery Failure Detectors / T. Ma // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science. – 2007. – Vol. 17, No. 3. – Pp. 421–430. – DOI: https://doi.org/10.2478/v10006-007-0035-6.
10. Towards Resilient Method: An Exhaustive Survey of Fault Tolerance Methods in the Cloud Computing Environment / Shahid, M. A., Islam, N., Alam, M. M. [et al.] // Computer Science Review. – 2021. – Vol. 40. – Art. 100398. – DOI: https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100398.
11. Mill, J. S. A System of Logic, Ratiocinative and Inductive: Being a Connected View of the Principles of Evidence, and the Methods of Scientific Investigation / J. S. Mill. – Cambridge: Cambridge University Press, 2012. – 574 p. – DOI: https://doi.org/10.1017/CBO9781139149839.
12. Morgan, C. L. Emergent Evolution: The Gifford Lectures Delivered in the University of St. Andrews in the Year 1922 / C. L. Morgan. – 2nd ed. – London: Williams and Norgate, 1927. – 333 p.
13. Lamport, L. Time, Clocks, and the Ordering of Events in a Distributed System / L. Lamport // Communications of the ACM. – 1978. – Vol. 21, No. 7. – Pp. 558–565. – DOI: https://doi.org/10.1145/359545.359563.

14. Artime, O. From the Origin of Life to Pandemics: Emergent Phenomena in Complex Systems / O. Artime, M. De Domenico // Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. – 2022. – Vol. 380, No. 2227. – Art. 20200410. – DOI: https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0410.
15. Belov, A. N. Microservice Software Complex For Supporting Tests Of Devices And Automation Tools Based On Asynchronous Data Exchange [Электронный ресурс] / A. N. Belov, E. V. Kurnasov, A. M. Ermolaev // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 2 (41). – Pp. 158–172. – URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-14.html (date of access: 13.08.2026).
16. Jiménez, E. Consensus Using Omega in Asynchronous Systems with Unknown Membership and Degenerative Byzantine Failures / E. Jiménez, J. L. López-Presa, J. Martín-Rueda // Journal of Computer and System Sciences. – 2019. – Vol. 107. – Pp. 52–78. – DOI: https://doi.org/10.1016/j.jcss.2019.06.003.
17. Gilpin, W. Cellular Automata as Convolutional Neural Networks / W. Gilpin // Physical Review E. – 2019. – Vol. 100, No. 3. – Art. 032402. – DOI: https://doi.org/10.1103/PhysRevE.100.032402.
18. Kopylov, V. D. Pulse neuron and neural cellular automaton are asymptotically equivalent [Electronic resource] / V. D. Kopylov, O. A. Dunaeva, M. L. Myachin, // Modeling and Analysis of Information Systems. – 2014. – Vol. 21, No. 3. – Pp. 62–80. – URL: https://www.mais-journal.ru/jour/article/viewFile/110/108?ysclid=mp2ecw3itt254872785 (date of access: 11.01.2026).
19. Corning, P. A. The Emergence of «Emergence»: Now What? / P. A. Corning // Emergence. – 2002. – Vol. 4, No. 3. – Pp. 54–71. – DOI: https://doi.org/10.1207/S15327000EM0403-05.
20. Dessalles, J.-L. Emergence in Multi-Agent Systems: Conceptual and Methodological Issues / J.-L. Dessalles, J.-P. Müller, D. Phan // Agent-Based Modelling and Simulations in the Human and Social Sciences / ed. by D. Phan, F. Amblard. – Oxford: Bardwell Press, 2007. – Pp. 327–356. – ISBN 978-1-905622-01-6. – URL: https://www.academia.edu/1323447/Emergence_in_multi_agent_systems_conceptual_and_methodological_issues (date of access: 14.08.2026).
21. Potapov, I. V. Models, methods, and problems of the applied theory of reliability of neurocomputer systems: Doctor of Technical Sciences dissertation: 05.13.15 «Computing machines, complexes, and computer networks», 05.13.17 «Theoretical foundations of computer science» / I. V. Potapov. – Novosibirsk, 2010. – 348 p.
22. Doroshenko, V. V. Investigation Of A Hybrid Recommendation Approach Based On Neural Network Ranking And Ontological Re-Ranking Of Products [Электронный ресурс] / V. V. Doroshenko, A. V. Grigoriev // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 2 (41). – Pp. 97–111. – URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-9.html (date of access: 12.08.2026).
23. The Surprising Creativity of Digital Evolution: A Collection of Anecdotes from the Evolutionary Computation and Artificial Life Research Communities / J. Lehman, J. Clune, D. Misevic [et al.] // Artificial Life. – 2020. – Vol. 26, No. 2. – Pp. 274–306. – DOI: https://doi.org/10.1162/artl_a_00319.
24. Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R. et al. Emergent Abilities of Large Language Models [Электронный ресурс] / Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R. [et al.] // Transactions on Machine Learning Research. – 2022. – DOI: https://doi.org/10.48448/8a3x-2w52. – URL: https://openreview.net/forum?id=yzkSU5zdwD (date of access: 22.03.2026).
25. Malinetsky, G. G. Theory of self-organization. On the threshold of the IV paradigm / G. G. Malinetsky // Computer Research and Modeling. – 2013. – Vol. 5, No. 3. – Pp. 315–366. – DOI: https://doi.org/10.20537/2076-7633-2013-5-3-315-336.
26. Amosov, O. S. Modeling of detection and recognition of anomalous behavior of dynamic systems / O. S. Amosov, S. G. Amosova // Proceedings of the 13th International Conference «Control of Large-Scale Systems Development» (MLSD'2020). – Moscow: Institute of Control Sciences of the Russian Academy of Sciences (ICS RAS), 2020. – Pp. 1151–1158.
27. Malhotra, N. Fault-Tolerant Communication Induced Checkpointing and Recovery Protocol Using IoT / N. Malhotra, M. Bala // Intelligent Automation & Soft Computing. – 2021. – Vol. 29, No. 3. – Pp. 945–960. – DOI: https://doi.org/10.32604/iasc.2021.019082.
28. Sushchenya, R. V. Method For Load Balancing Of Distributed Systems Nodes With State Constraints Based On Multidimensional Diagnostics [Electronic resource] / R. V. Sushchenya, V. E. Petrov // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 2 (41). – Pp. 146–156. – URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-13.html (date of access: 14.08.2026).
29. Xu, S. Emergent Behaviors in Multiagent Pursuit-Evasion Games within a Bounded 2D Grid World / S. Xu, Z. Dang // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15. – Art. 29376. – DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-025-15057-x.
30. Vodolazskaya, N. V. Concept Of A Digital Twin Of The Technological Process Of Manufacturing Assembly Units [Electronic resource] / N. V. Vodolazskaya, N. S. Ryzhakin // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 2 (41). – Pp. 75–87. – URL: https://paijournal.guiaidn.ru/ru/2026/2(41)-7.html (date of access: 14.08.2026).

RESUME

S. Yu. Gusev

Classification of Emergent System Artifacts in Distributed Neural Networks on Microcontrollers

Distributed artificial neural networks implemented on microcontrollers within the Tiny Machine Learning paradigm are used in the Industrial Internet of Things, edge computing, and autonomous systems. Upon reaching a threshold of topological complexity, such networks generate new side properties called artifacts. These artifacts are not anticipated at the design stage, arise spontaneously, cannot be predicted from the characteristics of isolated nodes, and are not reducible to the sum of the properties of individual elements. The problem is to distinguish emergent system artifacts from engineering failures. The aim of this work is to develop a classification of emergent system artifacts in distributed neural networks on microcontrollers.

Classifications of failures of distributed systems and taxonomies of emergence have been studied. Based on the concepts of mechanical addition and chemical interaction of causes, effective connectivity, and symmetry breaking, a criterion of irreducibility was formulated from three conditions: formal operability of the system, irreducibility of the global effect to the sum of local damages, and nonlinearity of the response to small changes in physical parameters.

Three classes of ESA have been identified. Fault-tolerance artifacts are associated with node recovery and desynchronization of logical clocks, which is consistent with degenerative Byzantine faults. Self-organization artifacts arise at a critical threshold of the number of nodes and manifest as a spontaneous transition to parasitic attractors under the influence of hardware noise, which is described by a classical Landau phase transition. Degradation-adaptation artifacts are formed by thermal-computational positive feedback, where heating of the crystal initiates clock frequency drift, which increases delays and load.

A classification of ESA by the nature of their influence on predictability and fault tolerance is proposed, applicable both to distributed neural networks and to their cellular-automaton implementations. The results form a conceptual basis for diagnostics and prediction of ESA based on joint analysis of physical parameters and the logical state of the system.

РЕЗЮМЕ

С.Ю. Гусев

Классификация эмерджентных системных артефактов в распределённых нейронных сетях на микроконтроллерах

Распределённые искусственные нейронные сети, реализованные на микроконтроллерах в парадигме Tiny Machine Learning, применяются в промышленном Интернете вещей, граничных вычислениях и автономных системах. При достижении порога топологической сложности такие сети порождают новые побочные свойства, называемые артефактами. Эти артефакты не предусмотрены на стадии проектирования, возникают самопроизвольно, не прогнозируются по характеристикам изолированных узлов и не сводятся к сумме свойств отдельных элементов. Проблема состоит в разграничении эмерджентных системных артефактов и инженерных сбоев. Цель работы состоит в разработке классификации эмерджентных системных артефактов в распределённых нейронных сетях на микроконтроллерах.

Изучены классификации отказов распределённых систем и таксономии эмерджентности. На основе понятий механического сложения и химического взаимо-

действия причин, эффективной связанности и нарушения симметрии сформулирован критерий несводимости из трёх условий: формальная работоспособность системы, несводимость глобального эффекта к сумме локальных повреждений и нелинейность отклика на малые изменения физических параметров.

Выделены три класса ЭСА. Артефакты устойчивости к отказам связаны с восстановлением узлов и рассинхронизацией логических часов, что согласуется с дегенеративными византийскими отказами. Артефакты самоорганизации возникают при критическом пороге числа узлов и проявляются как спонтанный переход к ПА под действием аппаратного шума, что описывается классическим фазовым переходом Ландау. Артефакты адаптации к деградации формируются тепловычислительной положительной обратной связью, где нагрев кристалла инициирует дрейф тактовой частоты, который увеличивает задержки и нагрузку.

Предложена классификация ЭСА по характеру их влияния на предсказуемость и отказоустойчивость, применимая как к распределённым нейронным сетям, так и к их клеточно-автоматным реализациям. Результаты образуют концептуальную основу диагностики и прогнозирования ЭСА на основе совместного анализа физических параметров и логического состояния системы.

Гусев Сергей Юрьевич – аспирант, АНОВО СГЛА «Автономная некоммерческая организация высшего образования «Славяно-Греко-Латинская Академия», г. Москва, 105037, вн.тер.г. муниципальный округ Измайлово, тер. Городок им. Баумана, д. 2, стр. 3, телефон +7(925)192-61-26, s.g.zero@bk.ru. *Область научных интересов:* эмерджентность, нейронные сети, TinyML, предиктивная аналитика. ORCID 0009-0009-9044-4361

Gusev Sergey Yurievich – postgraduate student, ANO HE SGLA (Autonomous Non-Commercial Organization of Higher Education “Slavic-Greek-Latin Academy”), Moscow, 105037, intra-urban territory, Izmailovo Municipal District, Gorodok im. Baumana territory, 2, bldg. 3, phone +7(925)192-61-26, s.g.zero@bk.ru. Research interests: emergence, neural networks, TinyML, predictive analytics. ORCID 0009-0009-9044-4361

Статья поступила в редакцию 22.06.2026;
одобрена после рецензирования 22.08.2026; принята к публикации 02.09.2026
The article was submitted 22.07.2026; approved after reviewing 22.08.2026;
accepted for publication 02.09.2026.