Научно-исследовательский центр «Иннова»

ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ НАУЧНЫХ ИЗЫСКАНИЙ: ТЕОРИЯ, МЕТОДОЛОГИЯ, ПРАКТИКА

Сборник научных трудов по материалам
XX Международной научно-практической
конференции,
29 сентября 2026 года, г.-к. Анапа

Анапа
2026

УДК 00(082) + 001.18 + 001.89
ББК 94.3 + 72.4: 72.5
П27

Научный редактор:
Скорикова Екатерина Николаевна

Редакционная коллегия:
Бондаренко С. В., к.э.н., профессор (Россия, г. Краснодар), **Дегтярев Г. В.,** д.т.н., профессор (Россия, г. Краснодар), **Хилько Н. А.**, д.э.н., доцент (Россия, г. Анапа), **Ожерельева Н. Р.**, к.э.н., доцент (Россия, г. Анапа), **Жиянова Н. Э.**, к.э.н., профессор (Узбекистан, г. Ташкент), **Климов С. В.** к.п.н., доцент (Россия, г. Пермь), **Михайлов В. И.** к.ю.н., доцент (Россия, г. Москва).

П27 ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ НАУЧНЫХ ИЗЫСКАНИЙ: ТЕОРИЯ, МЕТОДОЛОГИЯ, ПРАКТИКА. Сборник научных трудов по материалам XX Международной научно-практической конференции (г.-к. Анапа, 29 сентября 2026 г.). – Анапа: НИЦ ЭСП в ЮФО, 2026. - 62 с.

В настоящем издании представлены материалы XX Международной научно-практической конференции «Перспективы развития научных изысканий: теория, методология, практика», состоявшейся 29 сентября 2026 года в г.- к. Анапа. Материалы конференции посвящены актуальным проблемам науки, общества и образования. Рассматриваются теоретические и методологические вопросы в социальных, гуманитарных и естественных науках.

Издание предназначено для научных работников, преподавателей, аспирантов, всех, кто интересуется достижениями современной науки.

За содержание и достоверность статей, а также за соблюдение законов об интеллектуальной собственности ответственность несут авторы. Мнение редакции может не совпадать с мнением авторов статей. При использовании и заимствовании материалов ссылка на издание обязательна.

Информация об опубликованных статьях размещена на платформе научной электронной библиотеки (eLIBRARY.ru). **Договор № 2341-12/2017К от 27.12.2017 г.**

Электронная версия сборника находится в свободном доступе на сайте:
www.innova-science.ru.

УДК 00(082) + 001.18 + 001.89
ББК 94.3 + 72.4: 72.5

© Коллектив авторов, 2026.
© ООО «НИЦ ЭСП» в ЮФО
(подразделение НИЦ «Иннова»), 2026.

ISBN 978-5-97873-117-0

СОДЕРЖАНИЕ

ЭКОНОМИЧЕСКИЕ НАУКИ

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ И ЭВОЛЮЦИЯ КОНЦЕПЦИЙ РАЗМЕЩЕНИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНЫХ СИЛ

Авксентьев Константин Михайлович 5

СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫЕ НАУКИ

ДУШИЦА ОБЫКНОВЕННАЯ: ПРОДУКТИВНОСТЬ И КАЧЕСТВО ЭФИРНОГО МАСЛА В РАЗНЫХ РЕГИОНАХ

Афанасьев Данил Михайлович

Крылевской Денис Евгеньевич 15

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

МЕТОДИКА КОЛИЧЕСТВЕННОЙ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМ МАШИНОСТРОЕНИЯ

Данилова Анастасия Анатольевна

Домбрачев Александр Николаевич 20

ВЛИЯНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ НА ПРОФЕССИЮ ПРОГРАММИСТА

Арванова Саният Мухмедовна

Семенов Эльар Муратович 25

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ КАК ИНСТРУМЕНТ САМООБУЧЕНИЯ: ЭФФЕКТИВНЫЕ И НЕЭФФЕКТИВНЫЕ МОДЕЛИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИИ

Арванова Саният Мухмедовна

Семенов Эльар Муратович 35

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТРАДИЦИОННЫХ МЕТОДОВ ПАРСИНГА САЙТОВ И ПОДХОДОВ НА ОСНОВЕ ИИ

Арванова Саният Мухмедовна

Семенов Эльар Муратович 45

МЕДИЦИНСКИЕ НАУКИ

ОЦЕНКА АДАПТАЦИОННОГО ПОТЕНЦИАЛА СЕРДЕЧНО-

СОСУДИСТОЙ СИСТЕМЫ У ДЕТЕЙ С САХАРНЫМ ДИАБЕТОМ 1 ТИПА

Петрикова Вероника Андреевна *53*

ЭКОНОМИЧЕСКИЕ НАУКИ

УДК 330.8:332.1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ И ЭВОЛЮЦИЯ КОНЦЕПЦИЙ РАЗМЕЩЕНИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНЫХ СИЛ

Авксентьев Константин Михайлович
аспирант
ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова»

Аннотация. *Статья посвящена исследованию теоретико-методологических основ и эволюции концепций размещения производительных сил в контексте развития региональной экономики. Рассмотрены содержание категорий «производительные силы», «экономическое пространство» и «территория», а также их взаимосвязь в процессе пространственной организации хозяйственной деятельности. Проанализировано развитие представлений о размещении производительных сил от классических теорий до современных постклассических подходов. Выявлены изменения в методологических основаниях исследования размещения производительных сил. Обосновано, что современное понимание размещения производительных сил предполагает его рассмотрение как динамичного процесса пространственной концентрации и трансформации экономической активности под воздействием совокупности текущих и исторически сформированных факторов.*

The article is devoted to the study of the theoretical and methodological foundations and the evolution of concepts of the spatial distribution of productive forces in the context of regional economic development. The content of the categories “productive forces,” “economic space,” and “territory,” as well as their interrelationship in the process of the spatial organization of economic activity, is examined. The evolution of approaches to the spatial distribution of productive forces, from classical theories to contemporary post-classical approaches, is analyzed. Changes in the

methodological foundations of research on the spatial distribution of productive forces are identified. It is substantiated that the contemporary understanding of the spatial distribution of productive forces implies its consideration as a dynamic process of spatial concentration and transformation of economic activity under the influence of a combination of current and historically established factors.

Ключевые слова: *производительные силы, размещение производительных сил, региональная экономика, экономическое пространство, пространственное развитие, теория размещения, новая экономическая география, эволюционная экономическая география*

Keywords: *productive forces, spatial distribution of productive forces, regional economics, economic space, spatial development, location theory, new economic geography, evolutionary economic geography*

Анализ размещения производительных сил невозможен без рассмотрения базовых категорий, через которые раскрывается пространственная организация экономики. К числу таких категорий относятся производительные силы, пространство и территория, соотношение которых позволяет понять закономерности функционирования и развития хозяйственной деятельности в региональном аспекте. Производительные силы являются одной из базовых категорий экономической теории. Основоположником этого термина считается Карл Маркс. Конечно, стоит отметить тот факт, что он не разрабатывал именно концепцию размещения производительных сил в том виде, в каком она сформировалась в региональной экономике. Однако, считается, что он первым ввел данное понятие в своих работах. По мнению В. П. Пашкова сам К. Маркс не дает точного определения понятию «производительные силы», а лишь делает акцент на том, что они «…лишь возникают из создания и использования таких возможных общественных форм как разделение труда, разделение производства, кооперация, наука» [6, с. 7]. Также В. П. Пашков утверждает, что до сих пор научное определение этому термину отсутствует, так как «…вся историческая мысль физики, в том числе и современной, не дала определения, что такое есть сила». Он делает вывод, что «… производительная сила, есть сила (без ее собственного определения)

особенная, возникающая и действующая в сфере материального производства лишь в процессе использовании средств производства рабочей силой, обладающей способностью к труду. Вне использования средств производства производительные силы не возникают». Также существует и другое определение, которое дают в Е. Б. Дондокова и Е. В. Пильчинова. По их мнению, производительные силы – это «это сложная система, в процессе исторического развития ее состав в целом, как и отдельные элементы, постоянно обогащается, наполняется качественно новым содержанием и обеспечивает превращение веществ природы в соответствии с потребностями людей, создает материальные и духовные блага и определяет рост производительности труда» [5, с. 125]. Таким образом, производительные силы представляют собой сложную и многокомпонентную категорию, содержание которой остается предметом научных дискуссий и различных интерпретаций.

Сущность производительных сил не может быть полно раскрыта вне учета их пространственного измерения. По мнению Биякова О. А. экономическое пространство – это «отношение между экономическими процессами субъектов хозяйствования и совокупным экономическим процессом по формированию возможных результатов экономической деятельности» [2, с. 104]. В этой связи анализ производительных сил требует комплексного подхода. Он должен сочетать экономические, географические и социальные параметры пространства.

Наряду с понятием пространства важную роль играет категория территории, которая имеет более конкретный и институционально закрепленный характер. Например, Волынчук А. Б. пользуется в своей статье следующим определением понятия «территория» — это «ограниченная часть твердой поверхности Земли с присущими ей природными и антропогенными свойствами и ресурсами, характеризующаяся протяженностью (площадью) как особым видом «пространственного» ресурса, географическим положением и другими качествами» [3, с. 30].

Рассмотренные понятия являются фундаментом концепции размещения производительных сил. Взаимодействие данных категорий носит двусторонний

характер. Именно развитие производительных сил трансформирует пространственную структуру хозяйства, тогда как особенности пространства и территории влияют на эффективность их использования. Таким образом, их рассмотрение в единстве позволяет более полно раскрыть закономерности размещения производительных сил в региональной экономике.

Классические теории размещения хозяйственной деятельности занимают важное место в развитии представлений о размещении производительных сил и формировании региональной экономики как научного направления. К числу наиболее значимых относятся теории Иоганн Генрих фон Тюнен, Альфред Вебер и Вальтер Кристаллер, которые заложили основы научного анализа пространственной организации хозяйства. Их объединяет стремление выявить объективные закономерности размещения экономической деятельности и представить их в виде логически выстроенных моделей.

Основы теории размещения производства были заложены Иоганн Генрих фон Тюнен, который одним из первых начал рассматривать экономику как пространственно-организованную систему. В своей работе «Изолированное государство в его отношении к сельскому хозяйству и национальной экономике» (1826) он предложил модель оптимального размещения сельскохозяйственного производства. Основным подходом является анализ транспортных издержек, возникающих при доставке продукции на рынок. С помощью них определяется специализация сельскохозяйственного производства и размещение перерабатывающих отраслей. В рамках данной модели учёный выделил шесть зон хозяйственной деятельности. Такая модель является очень абстрактной, так как она работает в довольно строгих рамках. У Тюнена рассматривается ситуация единственного рынка сбыта, а также отсутствие влияния других государств. При всем при этом такая модель считается первой среди теорий размещения хозяйственной деятельности.

В свою очередь, Альфред Вебер развивает идеи оптимального размещения промышленности, вводя анализ совокупных издержек. Для этого он в своей книге «О штандорте промышленности» (1909) использует и дополняет модель

Вильгельма Лаунхардта (1883). А. Вебер в отличие от И. Тюнена анализирует не только транспортные издержки, но и включает трудовые и агломерационные факторы. По его мнению, транспортные расходы зависят от массы перевозимых товаров и протяжённости пути. Предприятия промышленности выбирают такие местоположения, где затраты на транспортировку наименьшие. Если производство требует большого количества специфических материалов, его размещение чаще связывается с районами добычи сырья, а для менее материалоёмких производств более выгодно находиться рядом с потребителем. Производственные объекты стремятся к размещению в местах с низкими затратами на рабочую силу, если это компенсирует увеличение транспортных расходов при удалении от исходного пункта. Концентрация предприятий в городах объясняется эффектом масштаба, близостью к рынкам и вспомогательным отраслям, а также сравнительно дешёвой рабочей силой. Вся эта теория стала мощным стимулом для дальнейших исследований. Альфред Вебер также, как и его предшественники развивал идеи на микроуровне, но при всем при этом расширил и дополнил большим математическим аппаратом.

Немаловажный вклад в развитие теории размещения внес Вальтер Кристаллер. В 1920-х годах он начал изучать пространственные закономерности размещения населённых пунктов, что вылилось в разработку Теории центральных мест, опубликованной в его диссертации «Центральные места Южной Германии» (1933). Основная идея заключается в том, что города формируют иерархическую сеть, где крупные «центральные места» предоставляют широкий спектр товаров и услуг для своей округи, а меньшие населённые пункты выполняют более ограниченные функции. Каждое центральное место имеет зону обслуживания, размер которой определяется радиусом, на котором транспортные расходы остаются приемлемыми. При наличии множества центров территории распределяются по принципу правильной шестиугольной решётки, что снижает средние расстояния для доставки товаров и поездок населения. В отличие от модели Тюнена, Кристаллер исходил не из центрального города, а из территории и определял оптимальное расположение городов; при этом более крупные центры обслуживают

несколько шестиугольников и предоставляют более широкий набор услуг, а малые — ограниченный.

Все данные теории предполагают рациональное поведение человека в его экономическом выборе. Наряду с рациональностью важным методологическим основанием классических теорий является детерминистский подход. Размещение производительных сил в них объясняется действием объективных факторов, которые предопределяют пространственную структуру хозяйства. Пространство в данном случае выступает как однородная и абстрактная среда, в рамках которой действуют универсальные экономические законы. Это позволяет моделировать экономические процессы и выявлять устойчивые закономерности размещения. Вместе с тем классические теории имеют ряд ограничений, связанных с их высокой степенью абстракции и упрощением реальных условий. В них, как правило, не учитываются социальные, институциональные и политические факторы, а также неоднородность экономического пространства. Кроме того, данные модели носят преимущественно статический характер и не отражают динамику развития хозяйственных систем.

Тем не менее значение классических теорий трудно переоценить, поскольку именно они заложили основы научного анализа размещения производительных сил. Они сформировали представление о существовании объективных закономерностей пространственной организации экономики и определили направление дальнейших исследований в области региональной экономики.

В Советском Союзе региональные экономические исследования формировались под значительным влиянием государства, и с конца 1920-х годов их деятельность строго направлялась на решение задач планового управления, что открывало новые возможности для научного обоснования размещения производительных сил на уровне всего народного хозяйства.

Одним из выдающихся ученых, с которым связана советская школа размещения производительных сил, является Н. Н. Колосовский. В середине XX века он разработал теорию энергопроизводственных циклов, ставшую центральной для формирования промышленности страны. Эти циклы представляют собой

устойчивые системы взаимосвязанных производств, объединённых использованием одного вида сырья или энергии и связанных технологически. Учёный выделил восемь таких циклов, которые используются при создании группы предприятий - территориально-производственных комплексов. Такое сосредоточение промышленности было ядром экономических районов, на который была разделена страна. Этот подход был основным при планировании пятилетних планов построения советской экономики. Конечно, такие идеи не родились из воздуха. Работы Колосовского были синтезом предыдущих наработок советской экономической школы. Сюда входят такие проекты как: план по электрификации страны (ГОЭЛРО) под руководством Г. М. Кржижановского, а также разработки планов первых пятилеток. В отличие от теорий, рассмотренных выше, данная концепция стала ядром практической реализации экономического развития целого государства.

Другим немаловажным советским ученым и продолжателем идей Н. Н. Колосовского является А.Е. Пробст. В своих работах он развивает теорию территориально-производственных комплексов, адаптируя их для предприятий машиностроения. Предлагает идею «концентров», то есть объединение связанных предприятий вокруг некоторого основного сборочного центра. Его предложения по размещению производств стали центральными при создании многих проектов в советской промышленности.

Стоит понимать, как уже говорилось выше, что в СССР была сильно отличающаяся экономическая и политическая система. Из-за чего подобные теории создавались в русле марксистко-ленинской философии и плановой экономике и имели большую практическую направленность, чем западные классические теории размещения. Труды и исследования как Н. Н. Колосовского, так и А.Е. Пробста, а также многих других ученых-экономистов вошли в основу построения фундамента советской экономики.

Хотя вопросы пространственного размещения хозяйственной деятельности рассматривались ещё в работах Тюнена, Вебера и Кристаллера, а также в рамках региональной науки XX века, эти исследования носили либо частный,

либо разрозненный характер. Прорыв в развитии теории произошёл благодаря работам Пола Кругмана, который в 1990-е годы сформировал новое направление — новую экономическую географию. Его заслуга заключается в создании целостной теории пространственной концентрации экономической активности. Разберемся в чем суть данной теории.

Ключевое значение в работах П. Кругмана имеют такие элементы как: размер и доступность рынка, качество и размер рынка труда, мобильность факторов производства и их затраты, а также издержки торговли и структура конкуренции на региональных рынках. Особое внимание уделяется агломерационным эффектам. Также ученый использует модель Диксита-Стиглица, которая является функцией полезности, зависящая от объема потребления некоторого товара и эластичности замещения одного товара другим. Такая модель описывает несовершенную конкуренцию. На основе все этого формируется идея о том, что «экономическое пространство формируется в результате взаимодействия центростремительных и центробежных сил» [1]. Ключевой механизм теории заключается в самоусиливающейся агломерации. Приведем пример. Если в каком-либо регионе возникает небольшое преимущество (например, больше рабочих или фирм), то запускается цепная реакция:

1) рост числа фирм приводит к расширению ассортимента товаров,

2) рост ассортимента повышает реальные доходы населения,

3) рост доходов усиливает приток рабочей силы,

4) рост рабочей силы, а значит и населения приводит к увеличение спроса,

5) рост спроса привлекает в регион новые фирмы.

В результате формируется устойчивый экономический центр, тогда как другие территории становятся периферией. Важный вывод модели в том, что при низких транспортных издержках и сильном эффекте масштаба экономика стремится к концентрации (возникает «центр»), а при высоких издержках — к более равномерному размещению.

Существует и другой подход, который объясняет неравномерность развития и концентрацию производительных сил. Он сформирован направлением

эволюционной экономической географии. Это направление связано с такими авторами как Рон Бошма, Коэн Френкен и другие. В основе этого направления лежит представление о кумулятивной природе регионального развития, при которой пространственная неоднородность обусловлена различиями в накоплении знаний, капитала и организационных форм. Теоретическая платформа данного подхода строится на критике неоклассической парадигмы, редуцирующей динамические процессы к статическим равновесным моделям. В этом контексте пространство интерпретируется как совокупность взаимосвязанных институциональных, когнитивных и производственных структур, задающих устойчивые, но эволюционирующие траектории экономического роста [4]. Основным отличием от идей новой экономической географии является то, что развитие региона рассматривается с позиций исторического развития региона, а также к агломерационным эффектам добавляются эффекты накопления знаний и институциональной среды. Тем самым данный подход углубляет понимание механизмов размещения производительных сил, акцентируя внимание на их долгосрочной эволюции.

Таким образом, в настоящее время в рамках постклассических подходов концепция размещения производительных сил получила дальнейшее развитие за счёт интеграции как рыночных, так и эволюционных факторов. Размещение производительных сил рассматривается как результат сложного, динамичного и самоусиливающегося процесса, формируемого как текущими экономическими условиями, так и накопленным развитием территорий.

Список литературы

1. Беслекоева М. З. Новая экономическая география как основное направление пространственной экономики на современном этапе / М. З. Беслекоева / Фундаментальные исследования. – 2015. – № 7-1. – С. 144-150. – EDN UDXTVX.

2. Бияков О. А. Экономическое пространство: сущность, функции, свойства / Вестник Кузбасского государственного технического университета. — 2004. — № 2 (39)

3. Волынчук А. Б. Категориально-понятийный аппарат геополитических исследований / Гуманитарные исследования в Восточной Сибири и на Дальнем Востоке. 2008. №2. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/kategorialno-ponyatiynyy-apparat-geopoliticheskih-issledovaniy (дата обращения: 15.08.2026).

4. Губеладзе Д. В. Механизмы развития регионов сквозь призму эволюционной экономической географии / Kant. 2025. №3 (56). URL: https://cyberleninka.ru/article/n/mehanizmy-razvitiya-regionov-skvoz-prizmu-evolyutsionnoy-ekonomicheskoy-geografii (дата обращения: 15.08.2026).

5. Дондокова Е. Б., Пильчинова Е. В. Эволюция определения понятия «производительные силы» в различных экономических школах / Вестник ВСГУТУ. 2014. №6 (51). URL: https://cyberleninka.ru/article/n/evolyutsiya-opredeleniya-ponyatiya-proizvoditelnye-sily-v-razlichnyh-ekonomicheskih-shkolah (дата обращения: 15.08.2026).

6. Пашков, В. П. Производительные силы в учении Карла Маркса / В. П. Пашков / Журнал Белорусского государственного университета. Философия. Психология. – 2018. – № 3. – С. 4-8. – EDN YSJKXR.

7. Boschma, Ron & Frenken, Koen. (2006). Why Is Economic Geography Not an Evolutionary Science? Towards an Evolutionary Economic Geography. Journal of Economic Geography. 6. p. 273-302. Oxford University Press. Oxford, GBR (United Kingdom)

СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫЕ НАУКИ

УДК 633.81

ДУШИЦА ОБЫКНОВЕННАЯ: ПРОДУКТИВНОСТЬ И КАЧЕСТВО ЭФИРНОГО МАСЛА В РАЗНЫХ РЕГИОНАХ

Афанасьев Данил Михайлович
студент
Крылевской Денис Евгеньевич
аспирант
Научный руководитель: Шаова Жанна Аскарбиевна,
к.б.н., доцент
ФГБОУ ВО «Майкопский государственный технологический университет»,
город Майкоп

Аннотация. *В настоящей работе проанализированы закономерности формирования продуктивности душицы обыкновенной (*Origanum vulgare*) в зависимости от эколого-географических условий произрастания и фенологической фазы развития.*

Объектом исследования выступают надземные побеги с соцветиями, служащие источником эфирного масла. Установлено, что ключевыми хозяйственно ценными признаками культуры являются: массовая доля эфирного масла, его компонентный состав Ключевым фактором, влияющим на урожай и выход масла, являются погодные условия вегетационного периода. Душица представляет собой ценное эфиромасличное растение, главное достоинство масла которого наличие тимола и карвакрола, обладающих сильным антибиотическим действием. Показано, что содержание и состав масла O. vulgare *значительно варьируются в зависимости от географического региона произрастания и фазы вегетации. Для рационального использования душицы как источника эфирного масла необходимо определить оптимальные сроки сбора сырья,*

обеспечивающие максимальный выход масла и его наилучшее качество.

Ключевые слова: *душица, продуктивность, эфирное масло, урожайность, химический состав, тимол, карвакрол, фенологическая фаза*

У растений одного вида содержание эфирного масла сильно варьируется в зависимости от фазы развития и конкретного органа. Продуктивность душицы в разных регионах определяется хозяйственно ценными признаками: содержанием и составом эфирного масла, урожайностью биомассы и сбором масла с гектара. Сырьём служат надземные побеги с соцветиями. При этом ключевым фактором, влияющим на урожай и выход масла, являются погодные условия в вегетационный период.

Душица обыкновенная представляет собой ценное эфиромасличное растение. Главное достоинство её эфирного масла – наличие тимола и карвакрола, которые обладают сильным антибиотическим действием [1, 3]. Согласно данным литературы, содержание и состав масла у O. Vulgare сильно варьируются в зависимости от географического региона произрастания вида и от фазы вегетации.

Для рационального использования душицы как источника эфирного масла необходимо определить оптимальные сроки сбора сырья – период, когда выход масла максимален, а его качество наилучшее

Исследователи расходятся во мнениях, когда именно в душице содержится больше всего эфирного масла. Часть источников утверждает, что его максимум приходится на фазу цветения [2, 4, 5].

Именно поэтому в 2024-2025 годах мы провели исследование, чтобы выяснить, как меняется количество эфирного масла в душице по мере её роста. Образцы для анализа брались в четырёх фазах: вегетация, бутонизации, период массового цветения и плодоношения.

На этапах вегетации, бутонизации и плодоношения эфирного масла было совсем мало (лишь следы). А вот во время цветения его доля достигла 0,22-0,29 % от абсолютно сухого веса растений. Следовательно, максимальное количество масла душица накапливает именно в период массового цветения.

В 2024 году было проведено повторное исследование накопления

эфирного масла у образцов, изученных годом ранее. Динамика этого процесса у образцов № 10, 64 и 79 оказалась идентичной прошлогодней: максимальное количество эфирного масла также фиксировалось исключительно в фазу массового цветения.

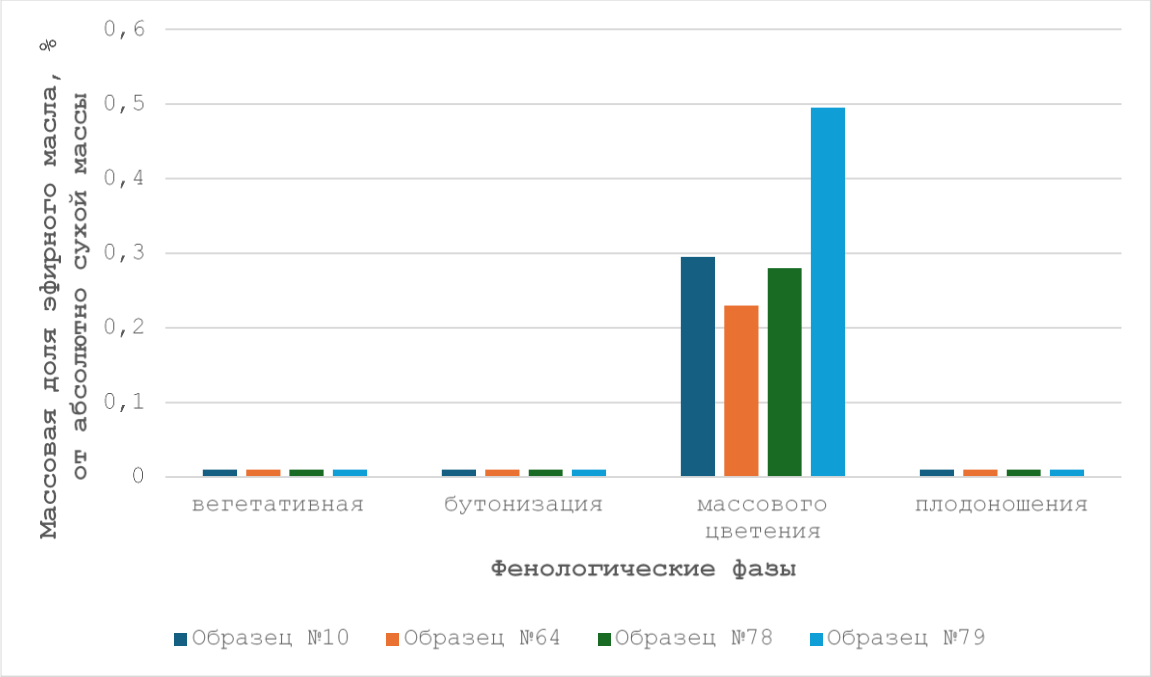


Рисунок 1 – Фенологические фазы

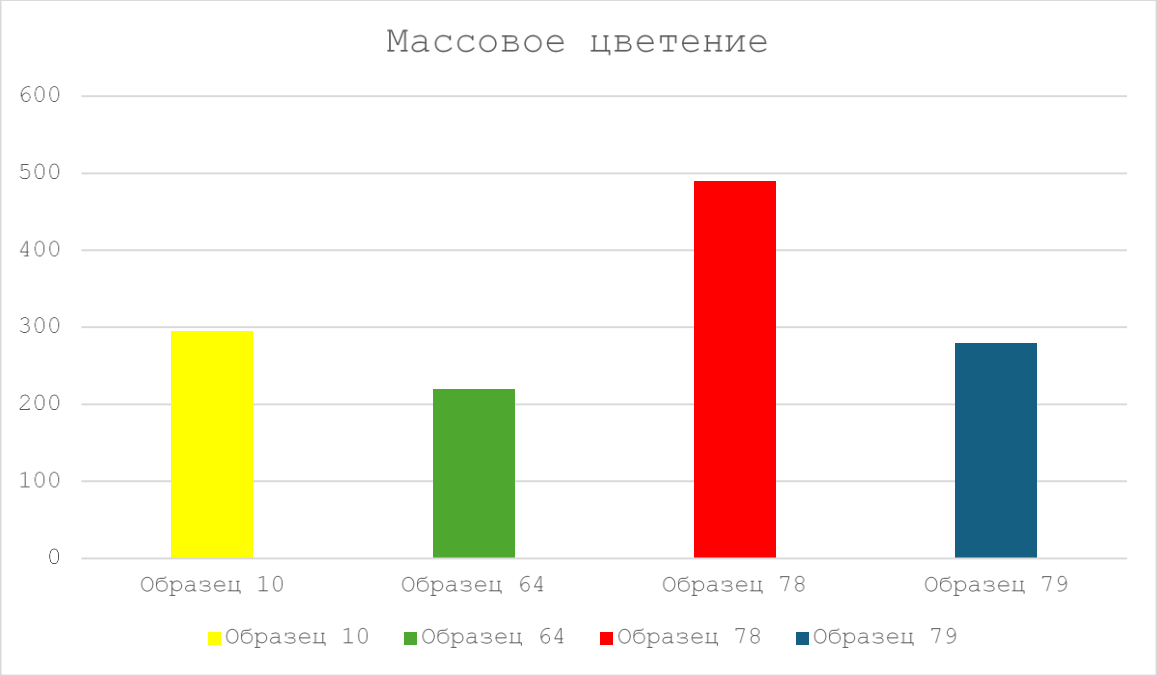


Рисунок 2– Динамика накопления эфирного масла у растений O. vulgare

Наиболее примечательным оказался образец душицы №78. В отличие от остальных, масло из него выделялось на всех этапах роста. На вегетативной стадии его было мало (0,05 % от сухого веса). К бутонизации количество упало ещё ниже – до 0,04 %. Зато в фазу массового цветения происходит резкий скачок. В фазу массового цветения зафиксирован резкий подъём показателя – до 0,14 % от абсолютно сухой массы. После завершения цветения содержание эфирного масла снизилось до 0,07 %.

Таким образом, для образца №78 характерно наличие эфирного масла на всех стадиях развития, хотя максимальное его количество также приходится на фазу цветения. Данный факт представляет интерес для селекционной работы, поскольку указывает на потенциальную возможность создания сортов с пролонгированным периодом маслонакопления.

Полученные результаты согласуются с литературными данными о том, что максимальное содержание эфирного масла в душице обыкновенной достигается в фазу массового цветения. Это объясняется физиологической ролью эфирного масла в растении: оно выполняет функцию привлечения опылителей, а также защищает генеративные органы от патогенов.

Наличие масла у образца №78 на ранних и поздних фазах развития может быть обусловлено генетическими особенностями, в частности, повышенной активностью ферментов терпенового синтеза или увеличенной плотностью эфиромасличных желёзок.

Вариабельность содержания масла в зависимости от региона произрастания определяется комплексом факторов, среди которых ведущую роль играют генетические особенности популяции и климатические условия. Для рационального использования душицы как источника эфирного масла необходимо учитывать эти факторы при выборе места возделывания и сроков сбора сырья.

Проведённое исследование позволило установить следующие закономерности:

1. Содержание эфирного масла в душице обыкновенной зависит от фенологической фазы развития растения. Максимальное количество масла

накапливается в фазу массового цветения.

2 На этапах вегетации, бутонизации и плодоношения содержание масла минимально (следовые количества), за исключением отдельных образцов.

3. Образец №78 характеризуется наличием эфирного масла на всех фазах развития, что делает его перспективным для дальнейшей селекционной работы.

Список литературы

1. Аверина, В. Ю. Особенности накопления эфирного масла в онтогенезе интродуцированнньых видов сем. Яснотковых / В. Ю. Аверина, Н. Г. Гемеджиева, М. К. Кукенов, Б. 3. Аббасова / Четвертая международная конференция по ботанике: – Киш, 1997. - 572 с.

2. Аврорин, Н. А. Акклиматизация и фенология / Н. А. Аврорин / Бюл. ГБС. -1953. – Вып. 16. – С. 20-22.

3. Аксёнов, Ю. В. Биологические особенности и эфиромасличность видов рода Nepeta L. в условиях Крыма: Дис. канд. биол. наук: 03.00.05 / Юрий Валерьевич Аксёнов. -Ялта, 2010. - 203 с.

4. Алякин, А. А. Фракционный состав эфирного масла душицы обыкновенной Красноярского Края / А. А. Алякин, А. А. Ефремов, С. В. Качин, О. О. Данилова / Химия растительного сырья. - 2010. - № 1. - С. 99-104.

5. Батенёва, Т. Душица заменит антибиотики [Электронный ресурс] Т. Батенёва / Известия. - 1 декабря 2008 г. - Режим доступаhttp://izvestia.ru/news/343251#.

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

УДК 330.14

МЕТОДИКА КОЛИЧЕСТВЕННОЙ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМ МАШИНОСТРОЕНИЯ

Данилова Анастасия Анатольевна
ведущий инженер по патентной и изобретательской работе
Домбрачев Александр Николаевич
к.т.н., доцент
ФГБОУ ВО «ИжГТУ имени М. Т. Калашникова»

Аннотация. *В статье обзорно рассматриваются известные методы оценки эффективности производственных систем. Приводится структура квалиметрического показателя качества производственной системы (ПС) машиностроения, определенного в виде функции от множества технико-экономических показателей. Рассмотрены основные этапы разработки методики оценки эффективности производственных систем (ПС) машиностроения масштаба цеха. Результаты исследования могут быть использованы руководителями предприятий, специалистами по управлению качеством и экономистами при разработке программ оптимизации хозяйственной деятельности.*

Ключевые слова: *эффективность, производственная система, предприятие, машиностроение, цех, производственная площадка*

Keywords: *efficiency, production system, enterprise, mechanical engineering, workshop, production site*

В современных экономических условиях в России предприятиям важно находить новые возможности, чтобы укреплять свои позиции на международной арене. Ключевым фактором здесь становится рост эффективности работы компаний, в первую очередь производственных систем (ПС) машиностроения – инновационных предприятий, осуществляющих выпуск высокотехнологичной

продукции.

С практической точки зрения эффективность – это не просто достижение высоких показателей, а способность предприятия устойчиво генерировать ценность для всех заинтересованных сторон: собственников, сотрудников, клиентов и государства.

Эффективность традиционно трактуется как соотношение достигнутых результатов и затраченных ресурсов. На сегодняшний день отсутствуют научно-обоснованные и апробированные методики оценки эффективности работы предприятия, которые учитывают влияние производственных факторов, таких как организационно-технический уровень производственной системы, включая профессиональный уровень производственных рабочих и инженерно-технических работников, трудоемкость изготовления продукции, ее металлоемкость, себестоимость и ряда других. Возникает необходимость разработки единого показателя, который будет учитывать совокупное влияние на эффективность каждого из таких показателей.

В рамках системного анализа эффективность производственной деятельности принято оценивать с помощью матричной системы показателей. Одним из признанных подходов является методика Д. Скотта Синка, предполагающая комплексную оценку функционирования предприятия посредством набора количественных и качественных индикаторов. В основе метода лежит выделение семи взаимосвязанных подсистем: экономичность, действенность, внедрение новшеств, качество, производительность, прибыльность и качество трудовой жизни. Каждая из них отражает отдельное направление деятельности и требует подбора релевантных измеримых критериев.

При этом формирование итоговой оценки предполагает не только корректный выбор показателей, но и применение аналитических и математических методов обработки данных. Существенно, что в реальных организационных системах критерии не обладают равной значимостью: веса подсистем дифференцируются в зависимости от стратегических приоритетов, отраслевой специфики и текущего этапа развития предприятия. Такой дифференцированный подход

позволяет повысить точность оценки и обеспечить её ориентацию на ключевые цели бизнеса. [1, 2, 3].

В качестве методов оценки эффективности производственных систем (ПС) машиностроения также применимы экспертные системы, которые как класс систем принятия решений появились в середине семидесятых годов двадцатого века и предназначены для получения решений сложно формализуемых задач в различных областях знаний, сравнимых по качеству с решениями, которые могут быть получены людьми-экспертами в данной области знаний.

Учитывая, что любое машиностроительное предприятие состоит из отдельных структурных подразделений, включая производственные, вспомогательные, обслуживающие подразделения, для решения задачи количественной оценки эффективности предприятия в целом авторами предложена методика количественной оценки эффективности производственных систем (ПС) машиностроения масштаба цеха, как наиболее важной единицы любого предприятия, где непосредственно осуществляют создание продукции.

В качестве математической основы разработанной методики предложен квалиметрический показатель качества (k^{PS}) производственной системы (ПС) машиностроения, который в общем случае представляет собой функцию от ряда технико-экономических показателей хозяйственной деятельности предприятия, таких как организационно-технический уровень производственной системы, квалификация рабочих и инженерно-технических специалистов, инновационный потенциал, оцениваемый на основе полученных патентов на разработанные в рамках производственной системы новые технические решения, трудоемкость изготовления и металлоемкость продукции, ее себестоимость и другие показатели, которые, по мнению авторов, оказывают наиболее существенное влияние на эффективность хозяйственной деятельности предприятия [4, 5, 6].

Разработка методики включала в себя следующие основные этапы:

– формирование укрупненной схемы технического аудита, позволяющего осуществлять отбор эффективных производственных систем (ПС) машиностроения для реализации инновационных проектов постановки в производство новых

изделий;

– формирование множества технико-экономических показателей, оказывающих наиболее значимое влияние на эффективность производственной системы (ПС) машиностроения;

– определение функции для численной оценки квалиметрического показателя качества (k^{PS}) производственной системы (ПС) машиностроения, аргументами которой являются выявленные значимые технико-экономические показатели и показатель сложности детале-сборочной единицы, в качестве которого авторами предложено использовать показатель конструктивной (C_K) или конструктивно-технологической сложности (C_{KT}), исследованные в работах ученых ИжГТУ имени М.Т. Калашникова [4, 5, 6];

– разработка автоматизированной системы поддержки принятия решений на основе квалиметрического показателя качества (k^{PS}) в виде экспертной системы на основе нечеткой логики, позволяющей осуществлять оценку эффективности (технологический аудит) производственных систем (ПС) машиностроения масштаба цеха.

Экспертная система, позволяющая получать численные значения квалиметрического показателя качества (k^{PS}), реализована на основе FIS-системы нечеткого вывода по Мамдани, база знаний которой представлена совокупностью нечетких продукционных правил в пакете FuzzyLogic в среде Matlab. Каждое нечеткое правило представляет собой утверждения вида «если-то» (A → B), при этом левая часть каждого из правил включает в себя пять входных нечетких лингвистических переменных, характеризующих прогнозную трудоемкость вновь изготавливаемой детале-сборочной единицы, показатель ее сложности, средние значения показателей, отражающих средний профессиональный уровень производственных рабочих и средний профессиональный уровень инженерно-технических работников, показатель инновационного развития предприятия, и одну выходную лингвистическую переменную, отражающую значение квалиметрического показателя качества (k^{PS}).

На основе статистических данных, полученных на машиностроительных

предприятиях Удмуртской Республики, была показана возможность практического использования разработанной экспертной системы, как основного элемента методики количественной оценки эффективности производственных систем (ПС) машиностроения масштаба цеха при реализации инновационных проектов постановки в производство новых изделий.

Список литературы

1. Балашов А. И. Производственный менеджмент (организация производства) на предприятии. – СПб.: Питер, 2009. – 160 с.

2. Синк Д. С. Управление производительностью: планирование, измерение и оценка, контроль и повышение. – М.: Прогресс, 1989 – 528 с.

3. Ерохина Е. А. Теория экономического развития: системно-синергетический подход: монография [Электронный ресурс] / Е. А. Ерохина. – Режим доступа: http://ek-lit.narod.ru/eroh/2-3.html.

4. Якимович, Б. А. Анализ эффективности и совершенствование переналаживаемых производственных систем машиностроения: дис. д-ра техн. наук: 05.02.08 / Борис Анатольевич Якимович; Ижев. гос. техн. ун-т, Урал. гос. техн. ун-т. – Ижевск, 1994. – 333 с.

5. Шарин Ю. С., Якимович Б. А., Толмачев В. Г., Коршунов А. И. Теория сложности. – Ижевск: Издательство ИжГТУ, 1999 – 132 с.

6. Данилова, А. А. О результатах исследования патентного ландшафта в отношении способов и устройств для анализа и оптимизации технологических процессов / А. А. Данилова, А. Н. Домбрачев / Интеллектуальные системы в производстве. – 2023. – Т. 21, № 4. – С. 53-59. – DOI 10.22213/2410-9304-2023-4-53-59. – EDN YKSKAG.

УДК 004

ВЛИЯНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ НА ПРОФЕССИЮ ПРОГРАММИСТА

Арванова Саният Мухмедовна
старший преподаватель
Семенов Эльар Муратович
студент 3 курса направления подготовки «Информатика и вычислительная техника»
Научный руководитель: Крымшокалова Д. А.,
к.ф.-м.н., доцент
ФГБОУ ВО «Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х. М. Бербекова»

Аннотация. *Статья посвящена анализу неравномерного влияния нейронных сетей на профессию программиста. Рассматриваются четыре направления разработки — gamedev, devops, frontend и backend, — в которых нейросетевые ассистенты применяются с разной степенью эффективности. На основе сопоставления данных исследований продуктивности разработчиков 2025–2026 годов, включая противоречивые результаты группы METR, и разбора типичных рабочих задач по каждому направлению показано, что нейросети уверенно берут на себя однотипную, шаблонную работу — вёрстку по референсу, генерацию CRUD-операций, написание конфигурационных скриптов, — но не заменяют специалиста там, где требуются архитектурное мышление, знание предметной области и способность проверять чужие решения. Отдельно разобран разрыв между субъективным ощущением ускорения работы и объективно измеренным эффектом. Главный вывод работы состоит в том, что профессия программиста не исчезает, а трансформируется: сокращается число простых задач, на которых раньше набирались опыта начинающие специалисты, тогда*

как ценность работников, способных проверять, дорабатывать и нести ответственность за архитектурные решения, возрастает. Сформулированы практические рекомендации для студентов и начинающих разработчиков по каждому из четырёх направлений.

Ключевые слова: *генеративный искусственный интеллект; большие языковые модели; автоматизация разработки; рынок труда программистов; ИИ-агенты; продуктивность разработчиков; gamedev; devops; frontend; backend*

Abstract. *The paper analyses the uneven impact of generative neural networks on the programming profession. Four development directions are considered — gamedev, devops, frontend and backend — in which AI assistants are applied with varying effectiveness. Based on a comparison of developer productivity research from 2025–2026, including the contradictory results of the METR group, and an analysis of typical work tasks in each direction, it is shown that neural networks confidently take over repetitive, template work, but do not replace a specialist where architectural thinking, domain knowledge and the ability to review someone else's solutions are required. The gap between the subjective feeling of acceleration and the objectively measured effect is examined. The main conclusion is that the programming profession is not disappearing but transforming.*

Keywords: *generative artificial intelligence; large language models; software development automation; programmer labor market; AI coding agents; developer productivity*

Введение

Стремительное развитие цифровых сервисов сопровождается таким же стремительным ростом использования ИИ-инструментов в разработке программного обеспечения. По данным опроса Stack Overflow 2025 года, 84% респондентов уже используют или планируют использовать нейросетевые инструменты в своей работе — на 8 процентных пунктов больше, чем годом ранее, а 47% опрошенных обращаются к ним ежедневно [3]. Схожую картину показывает и отчёт DORA (Google Cloud) за 2025 год: 90% из почти пяти тысяч опрошенных ИТ-специалистов пользуются ИИ на рабочем месте, а более 80% считают, что

это повышает их продуктивность.

На фоне таких цифр прогнозы о будущем профессии остаются противоречивыми. Одни авторы заявляют, что программисты в привычном понимании скоро не понадобятся — код будут писать автономные агенты. Другие настаивают, что меняются только задачи и требования к специалистам, а сама профессия сохраняется в изменённом виде. Разрешить это противоречие можно только через детальный разбор конкретных направлений разработки, поскольку эффект ИИ, как показывает дальнейший анализ, сильно различается от одной области к другой.

Целью настоящей работы является анализ того, как генеративные нейронные сети меняют задачи в четырёх направлениях разработки — gamedev, devops, frontend и backend, — а также прогноз того, как это влияет на вход в профессию для начинающих специалистов. Для достижения поставленной цели решались следующие задачи: рассмотреть текущее состояние применения ИИ-инструментов в разработке; сопоставить данные разных исследований продуктивности за 2025–2026 годы; разобрать по четырём направлениям, какие задачи автоматизируются уже сейчас, а какие требуют участия человека; сформулировать практические рекомендации начинающему разработчику.

1. Обзор предметной области

Выражение «ИИ пишет код» описывает целый спектр инструментов разной степени автономности. На нижнем уровне находится автодополнение — модель предлагает продолжение строки или функции на основе уже написанного текста. На среднем уровне работает чат-ассистент, встроенный в среду разработки: ему можно текстом сформулировать задачу, и он предложит готовый фрагмент кода, объяснит чужую реализацию или поможет найти причину ошибки. На верхнем уровне находятся автономные агенты — системы, способные самостоятельно спланировать последовательность действий, написать сразу несколько файлов, запустить тесты, увидеть неудачу и попытаться исправить код без постоянного участия человека.

Данные о темпах внедрения таких инструментов ежегодно обновляются в

нескольких крупных источниках. Опрос Stack Overflow, помимо уже упомянутых 84% и 47%, фиксирует и обратную тенденцию: доверие к точности ответов снижается — доля разработчиков, не доверяющих результатам ИИ, выросла до 46% против 33% тех, кто доверяет, а положительное отношение к инструментам упало с 70% до 60% за год [3]. Главная жалоба разработчиков — не полная неработоспособность предложенного кода, а обратное: 66% опрошенных отмечают, что ответы ИИ «почти правильные, но не совсем», и именно отладка такого кода отнимает больше времени, чем ожидалось.

Важно понимать, почему возможности нейросети зависят от типа задачи. Модель формирует ответ на основе статистических закономерностей, обнаруженных в данных, на которых она обучалась, а не по явно заданным правилам, как классический алгоритм. С однотипными, часто повторяющимися задачами — типовой компонент интерфейса, стандартный запрос к базе данных, конфигурационный скрипт — она справляется уверенно, поскольку подобных примеров очень много в обучающей выборке. С задачами, где нужно понимание архитектуры всего проекта, специфики конкретной предметной области или последствий выбранного решения, модель справляется заметно хуже: она не видит систему целиком и не несёт ответственности за результат — эта ответственность остаётся на человеке. Отсюда следует практический вывод: результат работы нейросети в любом направлении разработки нуждается в проверке человеком, а не в слепом доверии.

2. Методика анализа

Настоящая работа носит аналитический, а не экспериментальный характер: автор не проводил собственных измерений продуктивности, а опирался на сопоставление уже опубликованных данных и на разбор типичных рабочих задач. Анализ построен в два этапа.

На первом этапе типичные задачи каждого из четырёх направлений разработки распределены на две группы: задачи, с которыми современные нейросетевые инструменты справляются с приемлемым качеством, и задачи, где результат ИИ по-прежнему требует существенной доработки или полной замены

человеком. Итог сведён в таблицу 1. На втором этапе сопоставлены первичные источники, посвящённые влиянию ИИ на продуктивность разработчиков, — в первую очередь эксперименты исследовательской группы METR [1; 2], поскольку их результаты менялись от одного этапа к другому и хорошо иллюстрируют, насколько трудно измерить эффект нейросетей объективно.

При выборе источников предпочтение отдавалось данным с открыто описанной методикой сбора — отчётам исследовательских групп, крупным ежегодным опросам разработчиков и рецензируемым публикациям. Ограничение методики в том, что у работы нет собственного контролируемого эксперимента: все количественные данные взяты из внешних источников, а разбор задач по направлениям опирается на анализ типичных рабочих сценариев.

3. Анализ по направлениям применения ИИ

3.1 Gamedev

Процедурная генерация контента в играх — практика значительно более старая, чем большие языковые модели: автоматическое построение подземелий по заданным правилам встречалось ещё в играх вроде Rogue и позже в серии Diablo. Современные нейросети добавили к этой практике новый слой: по текстовому описанию можно быстро получить черновик скрипта поведения NPC, простую систему инвентаря или заданий, типовой код под конкретный игровой движок. В крупных студиях модели машинного обучения также применяются для анализа поведения игроков и автоматизации части QA-тестирования.

При этом сам игровой дизайн — баланс экономики, ощущение от управления персонажем, художественное направление, то, что делает игру увлекательной, — остаётся зоной ответственности человека. ИИ ускоряет сборку прототипа на ранней стадии, когда важно быстро проверить игровую идею. Но чем ближе проект к релизу, тем больше решений — баланс сложности уровней, темп подачи контента игроку, экономика внутриигровых покупок — остаются полностью на усмотрение геймдизайнера, потому что качество такого решения оценивается не по формальным критериям, а по ощущениям живых игроков, которые ИИ предсказать не может.

3.2 DevOps

В devops велика доля задач, которые хорошо описываются шаблоном: написать сценарий для управления инфраструктурой как кодом (IaC) в Terraform или Ansible, собрать CI/CD-пайплайн по образцу, провести первичный анализ журналов событий, настроить типовой дашборд мониторинга. Здесь нейросетевые инструменты справляются уверенно и заметно экономят время специалиста.

Слабое место нейросетей в devops — задачи, где нужно спроектировать схему отказоустойчивости под нагрузку именно этого проекта, продумать сложные, специфичные для организации правила доступа или разобраться в нестандартном сбое. Цена ошибки в devops выше, чем в большинстве других направлений: неверно сгенерированный скрипт настройки прав доступа способен не просто сломать сборку, а на время открыть продакшен-систему для постороннего доступа. Поэтому даже там, где ИИ-инструмент уверенно предлагает готовую конфигурацию, распространённой практикой остаётся обязательный человеческий код-ревью перед применением изменений на боевой инфраструктуре.

3.3 Frontend и Backend

Сильная сторона нейросетей во frontend-разработке — типовые компоненты интерфейса: кнопки, формы, карточки товаров, вёрстка по готовому референсу, рутинные правки стилей. Слабая сторона проявляется там, где нужно продумать сложное поведение приложения: как разные части экрана обновляются в ответ на действия пользователя, как выстроить управление состоянием (state management) в крупном приложении, как сделать интерфейс доступным для людей с ограниченными возможностями.

В backend-разработке нейросеть быстро и с приемлемым качеством справляется с типовыми операциями: CRUD-запросы к базе данных, простые REST- или GraphQL-эндпоинты, проверка формата входных данных. Гораздо сложнее даются задачи, где нужно спроектировать архитектуру под высокую нагрузку, продумать модель прав доступа к данным, обеспечить целостность данных при одновременной записи от множества пользователей и найти узкие места производительности.

Отдельного внимания заслуживает навык, полезный сразу во всех четырёх направлениях, — умение быстро и качественно проверять то, что предложила нейросеть. Ответ модели статистический по своей природе, а значит, вероятность скрытой ошибки не равна нулю ни в одном из направлений. Профессиональная ответственность за код, который попал в продакшен, в любом случае остаётся на человеке, который его принял, независимо от того, кто его написал изначально.

Таблица 1 — Автоматизация задач по направлениям разработки

Направление	**Задачи, где ИИ уже эффективен**	**Задачи, где пока нужен человек**
Frontend	Типовые компоненты интерфейса, вёрстка по референсу, рутинные правки стилей	Сложный state management, архитектурные решения по UX, нестандартные интеракции
Gamedev	Черновики скриптов NPC, типовые игровые системы, шаблонный код под движок	Геймдизайн и баланс экономики, художественное направление, «чувство» управления, сложная физика
DevOps	IaC-скрипты (Terraform, Ansible), CI/CD-пайплайны, анализ логов, типовые дашборды	Архитектура отказоустойчивости, сложные правила доступа, разбор нестандартных инцидентов
Backend	CRUD-операции, типовые REST/GraphQL API, валидация входных данных	Архитектура под нагрузку, безопасность и права доступа, целостность данных при конкурентной записи

4. Результаты и обсуждение

Главный вывод, вытекающий из разбора задач по четырём направлениям: профессия программиста не исчезает, но меняется её начальный этап. Простая, шаблонная работа, на которой раньше набирались опыта начинающие специалисты, всё чаще выполняется нейросетью. Из-за этого сокращается именно junior-сегмент рынка труда — те позиции, где раньше можно было учиться на относительно несложных задачах под присмотром старших коллег. Спрос же на специалистов, способных проверять, отлаживать и принимать архитектурные решения, не падает.

Хорошей иллюстрацией того, насколько трудно объективно измерить эффект ИИ на продуктивность, служит история экспериментов группы METR,

сведённая в таблицу 2. В первом рандомизированном контролируемом эксперименте 2025 года опытные разработчики, использовавшие ИИ-инструменты, в среднем тратили на выполнение задач на 19% больше времени, чем без них, — при том что сами участники заранее ожидали ускорения примерно на 24% и после эксперимента всё равно были уверены, что стали работать быстрее примерно на 20% [1].

Таблица 2 — Оценка влияния ИИ на продуктивность (исследования METR)

Этап	**Период и выборка**	**Результат**
Первый эксперимент (РКИ)	Фев–июнь 2025; 16 разработчиков, 246 задач	ИИ увеличил время на 19%; разработчики ожидали ускорения на 24% и после считали, что ускорились на ~20%
Повторный эксперимент	Авг 2025 – нач. 2026; 57 разработчиков, 800+ задач	Сырые оценки: ускорение ≈18% (вернувшиеся) и ≈4% (новые); данные ненадёжны из-за отказа от условия «без ИИ»
Переход к опросу	Фев–апр 2026; 349 ИТ-специалистов	Полноценный контролируемый эксперимент стал практически невозможен — METR перешли на опрос

В повторном эксперименте «сырые» данные уже показывали ускорение работы, но сами авторы отметили, что этим цифрам нельзя полностью доверять: значительная часть разработчиков отказывалась выполнять задачи в условии «без ИИ», из-за чего выборка сместилась [2]. Этот пример показывает две важные вещи: во-первых, субъективное ощущение ускорения и объективно измеренный результат — не одно и то же; во-вторых, поведение специалистов настолько быстро меняется под влиянием доступности ИИ, что честный эксперимент становится трудноосуществим.

Практический смысл этих наблюдений для начинающего специалиста в том, что не имеет смысла соревноваться с нейросетью в скорости написания типового кода — в этом она уже сильнее человека. Гораздо полезнее развивать то, что нейросеть делает плохо: понимание архитектуры конкретной системы, умение быстро и качественно проверять чужой (в том числе сгенерированный) код, знание предметной области проекта и способность нести ответственность за принятое решение.

5. Практические рекомендации начинающему разработчику

Gamedev. Начинающему стоит делать акцент на основах игрового дизайна и баланса, разбираться в физике и анимации персонажей и как можно чаще тестировать свои механики на реальных игроках. ИИ ускоряет черновую реализацию, но не заменяет вкус и понимание того, что именно делает игру увлекательной для конкретной аудитории.

DevOps. Здесь важно изучать принципы отказоустойчивости, разбираться в правилах безопасного доступа и учиться читать нестандартные сбои, а не только типовые ошибки конфигурации. Нейросеть не видит историю конкретной системы, поэтому финальную проверку инфраструктурных изменений всегда стоит оставлять за собой.

Frontend. Полезно как можно раньше переходить от простой вёрстки по референсу к пониманию того, как приложение хранит и обновляет своё состояние, изучать основы юзабилити и пробовать нестандартные сценарии использования интерфейса.

Backend. Здесь стоит углубляться в проектирование баз данных и архитектуры под нагрузку, разбираться в правах доступа и способах защиты данных. Ошибки в этой области дорого стоят и часто проявляются далеко не сразу.

Общая для всех четырёх направлений рекомендация — сознательно тренировать навык формулирования задачи для ИИ и проверки его ответа: чёткое описание того, что нужно получить, какие есть ограничения и какие граничные случаи важно учесть, напрямую влияет на качество результата.

Заключение

Проведённый анализ показывает, что влияние генеративных нейронных сетей на профессию программиста неравномерно и зависит от направления разработки. Во frontend и gamedev заметная часть рутинных операций уже ускоряется нейросетевыми ассистентами. В devops и backend сохраняется потребность в глубоком понимании устройства систем, их поведения под нагрузкой и последствий архитектурных решений.

Начинающему разработчику стоит делать ставку на навыки, которые

автоматизируются хуже всего: архитектурное мышление, умение проверять и отлаживать чужой (в том числе сгенерированный ИИ) код, доменную экспертизу в предметной области своего проекта и способность обосновать выбранное техническое решение перед коллегами. Именно эти навыки не заменяются написанием кода с нуля и остаются главным конкурентным преимуществом специалиста.

В целом можно сказать, что нейросети не отменяют инженерное мышление, а меняют то, на что оно направлено. Раньше начинающий специалист учился в первую очередь писать код; теперь ему всё раньше приходится учиться читать, проверять и оценивать чужой код — в том числе код, написанный не человеком. Это требование выше по уровню, чем простое владение синтаксисом языка программирования, и именно поэтому порог входа в профессию программиста не исчезает, а смещается.

Список литературы

1. Беккер Дж., Раш Н., Барнс Э., Рейн Д. Измерение влияния ИИ начала 2025 года на продуктивность опытных разработчиков открытого программного обеспечения / METR. 2025. URL: https://metr.org/blog/2025-07-10-early-2025-ai-experienced-os-dev-study/ (дата обращения: 29.09.2026).

2. METR. Мы меняем дизайн эксперимента по измерению продуктивности разработчиков / METR Blog. 2026. URL: https://metr.org/blog/2026-02-24-uplift-update/ (дата обращения: 29.09.2026).

3. Stack Overflow. Опрос разработчиков Stack Overflow 2025 года: искусственный интеллект. 2025. URL: https://survey.stackoverflow.co/2025/ai (дата обращения: 29.09.2026).

УДК 004

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ КАК ИНСТРУМЕНТ САМООБУЧЕНИЯ: ЭФФЕКТИВНЫЕ И НЕЭФФЕКТИВНЫЕ МОДЕЛИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИИ

Арванова Саният Мухмедовна
старший преподаватель
Семенов Эльар Муратович
студент 3 курса направления подготовки «Информатика и вычислительная техника»
Научный руководитель: Гурфова Р. В.,
к.э.н., доцент
ФГБОУ ВО «Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х. М. Бербекова»

Аннотация. *Статья посвящена анализу того, какие механизмы использования нейросетей помогают самостоятельному обучению, а какие ему мешают. Разведены два разных смысла термина «самообучение»: обучение самой модели (self-supervised learning) и использование нейросети человеком для освоения новых навыков — именно второй смысл является предметом работы. Разобраны технические механизмы персонализации, применяемые в современных ИИ-инструментах. Центральное место занимает разбор полевого эксперимента Bastani et al. (PNAS, 2025), в котором почти тысяча школьников решала задачи по математике в трёх условиях: без ИИ, со свободным доступом к GPT-4 и с ИИ-тьютором. Показано, что свободный доступ к нейросети даёт краткосрочный прирост результата, но после отключения ИИ приводит к результату хуже контрольной группы, тогда как формат тьютора этого провала не допускает. Привлечены данные более позднего исследования той же группы на*

материале шахмат. Главный вывод: решает не сам факт доступа к ИИ, а то, как именно его используют. Сформулированы практические рекомендации для самостоятельного обучения вне формального образования.

Ключевые слова: *самостоятельное обучение; адаптивное обучение; ИИ-тьютор; персонализация обучения; большие языковые модели; метакогнитивные навыки; self-regulated learning*

Abstract. *The paper analyses which mechanisms of neural network use support self-directed learning and which undermine it. Two distinct meanings of «self-learning» are separated: the self-supervised training of the model itself, and a human using a neural network to acquire new skills — the latter is the subject of this work. The central part of the paper analyses the field experiment by Bastani et al. (PNAS, 2025), in which nearly a thousand high school students solved math problems under three conditions. Free access to the neural network produced a short-term gain but led to a result worse than the control group once AI access was removed, while the tutor format prevented this decline. The main conclusion is that what matters is not mere access to AI, but how it is used.*

Keywords: *self-directed learning; adaptive learning; AI tutor; personalized learning; large language models; metacognition; self-regulated learning*

Введение

Нейросетевые инструменты сегодня массово используются не только в профессиональной разработке, но и для самостоятельного освоения новых навыков — изучения языков программирования, иностранных языков, подготовки к экзаменам — вне рамок формального образования. Доступность чат-ассистентов, способных на лету объяснить любую тему и решить почти любую практическую задачу, поднимает неочевидный вопрос: действительно ли такое использование ИИ помогает учиться, или оно создаёт лишь иллюзию обучения, за которой не стоит реального усвоения материала.

Интуитивно кажется, что больше доступа к качественному объяснению должно означать лучшее обучение. Однако это предположение стоит проверить: обучение — не то же самое, что решение задачи здесь и сейчас. Обучение — это

формирование навыка, который сохраняется и работает уже без внешней подсказки, а получение готового ответа и формирование устойчивого навыка — принципиально разные процессы, даже если оба используют один и тот же инструмент.

Вопрос не праздный ещё и потому, что число людей, для которых ИИ уже фактически заменяет часть формального обучения, быстро растёт: студенты используют чат-ассистентов для разбора тем, которые не успели или не смогли понять на занятии, самоучки осваивают через них целые профессии без курсов и преподавателей, а взрослые специалисты — новые инструменты и языки программирования прямо по ходу рабочих задач. Для всех этих сценариев объединяющим является то, что рядом нет внешнего контроля качества обучения. Это делает вопрос о том, какой способ использования ИИ помогает обучению, а какой лишь имитирует его, особенно практически значимым именно для самостоятельного обучения.

Целью настоящей работы является разбор того, какие механизмы использования ИИ работают на обучение, а какие — против него.

1. Обзор предметной области

Термин «самообучение» в контексте нейросетей имеет два разных смысла, и их важно развести. Первый смысл — техническое самообучение самой модели, self-supervised learning: способ обучения, при котором система строит для себя обучающий сигнал из самих данных, без ручной разметки со стороны человека. Этот механизм лежит в основе того, как современные большие языковые модели приобретают свои базовые знания на этапе предобучения, и как таковой не является предметом настоящей статьи.

Второй смысл, которому посвящена вся дальнейшая работа, — это самостоятельное обучение человека (self-directed learning) с использованием нейросети как инструмента: ситуация, когда человек вне класса, курса или программы формального образования обращается к чат-ассистенту, чтобы освоить новый навык.

Современные ИИ-инструменты реализуют несколько конкретных

механизмов персонализации обучения. Во-первых, это подстройка сложности объяснения под уровень пользователя. Во-вторых, это генерация практических задач, нацеленных на конкретный пробел, а не на тему в целом. В-третьих, это наводящие вопросы вместо готового ответа: вместо того чтобы сразу выдать решение, система задаёт вопрос, подталкивающий пользователя самостоятельно сделать следующий логический шаг. В-четвёртых, это встраивание в интервальное повторение.

Различие между этими механизмами не техническое, а поведенческое: первые два делают процесс обучения удобнее, но не меняют его сути, тогда как третий механизм — наводящие вопросы — напрямую влияет на то, придётся ли человеку самому проделать мыслительную работу или нет. На практике эти механизмы уже встроены в целый ряд образовательных продуктов. Например, помощник Khanmigo от Khan Academy изначально спроектирован по логике, близкой к формату GPT Tutor: он явно инструктирован не выдавать готовый ответ на задачу, а вести ученика к решению через наводящие вопросы. В то же время большинство универсальных чат-ассистентов общего назначения по умолчанию ведут себя ближе к формату GPT Base: если не задать специальную инструкцию, они стремятся как можно быстрее и полнее ответить на прямой вопрос. Одна и та же базовая модель GPT-4 в исследовании Bastani et al. давала кардинально разные образовательные результаты в зависимости от одной короткой инструкции [1].

2. Методика

Настоящая работа носит аналитический, обзорный характер: автор не проводил собственного полевого эксперимента, а опирается на разбор дизайна и результатов уже опубликованного исследования. Анализ построен в два этапа. На первом этапе подробно разбираются дизайн и результаты ключевого полевого эксперимента — рандомизированного контролируемого исследования Bastani et al., опубликованного в Proceedings of the National Academy of Sciences в 2025 году [1]. На втором этапе логика этого эксперимента переносится на ситуацию самостоятельного обучения вне класса, дополняется данными более позднего

исследования той же группы на материале шахмат [2] и интерпретируется через призму устоявшихся понятий педагогической психологии — саморегулируемого обучения, продуктивного затруднения и желательных трудностей [3].

3. Ключевые эмпирические данные

Центральным источником эмпирических данных служит полевой рандомизированный эксперимент Bastani et al. (PNAS, 2025) [1]. В исследовании приняли участие около тысячи учеников старших классов, изучающих математику. Участники были случайным образом распределены по трём условиям.

Первая группа — контрольная: ученики решали тренировочные задачи без какого-либо доступа к ИИ. Вторая группа — GPT Base: ученикам был предоставлен свободный доступ к GPT-4 в формате обычного чат-бота, который мог по запросу сразу выдать готовое решение задачи. Третья группа — GPT Tutor: тот же GPT-4, но с системной инструкцией не выдавать готовый ответ напрямую, а подсказывать и задавать наводящие вопросы, подталкивая ученика самому дойти до решения.

Ключевое отличие дизайна эксперимента в том, что качество обучения измерялось не только по результатам тренировочных задач (то есть с доступным инструментом), но и отдельно — по результатам итогового теста, который все три группы писали уже без доступа к ИИ. Именно это разделение позволяет отличить кратковременное улучшение результата от формирования устойчивого навыка.

Таблица 1 — Дизайн и результаты исследования Bastani et al. (PNAS, 2025)

Группа	**Условие**	**Тренировочные задачи**	**Итоговый тест без ИИ**
Контроль	Без доступа к ИИ	база для сравнения	база для сравнения
GPT Base	Свободный доступ к GPT-4: может сразу выдать готовое решение	+48% относительно контроля	−17% относительно контроля — хуже тех, кто не пользовался ИИ
GPT Tutor	GPT-4 с инструкцией не давать готовый ответ, а задавать наводящие вопросы	+127% относительно контроля	статистически не отличается от контроля — провала не произошло

Результаты показывают отчётливую и не вполне интуитивную картину.

Доступ к GPT-4 во время решения задач улучшал результат в обеих экспериментальных группах: на 48% в GPT Base и на 127% в GPT Tutor относительно контроля [1]. Но когда доступ к ИИ убрали и провели итоговый тест, картина изменилась принципиально: ученики из группы GPT Base показали результат на 17% хуже контрольной группы. Группа GPT Tutor, напротив, не показала статистически значимого отличия от контроля: провала, аналогичного GPT Base, не произошло.

Интерпретация авторов исследования: при свободном доступе ученики использовали GPT-4 как «костыль» — переписывали готовое решение, не вникая в его логику. Формат GPT Tutor устроен так, что скопировать готовый ответ невозможно в принципе: модель заставляет ученика самостоятельно пройти через шаги рассуждения.

Дополнительным подтверждением служит более позднее исследование той же исследовательской группы на материале шахмат [2]. В нём свыше двухсот учеников на протяжении двенадцати недель занимались с ИИ-тренером в одном из двух режимов: в «системно-регулируемом» режиме платформа сама предлагала подсказки ИИ в заранее определённые ключевые моменты партии, а в «самостоятельно-регулируемом» режиме ученики дополнительно могли в любой момент сами запросить помощь. Через двенадцать недель ученики с правом запрашивать помощь в любой момент улучшили результат всего на 30%, тогда как ученики без такой возможности — на 64%, то есть более чем вдвое сильнее [2]. Показательно, что сами ученики из «самостоятельно-регулируемой» группы осознавали свою избыточную зависимость от подсказок ИИ, но со временем не снижали, а увеличивали частоту обращения к ним.

Таблица 2 — Дизайн и результаты шахматного эксперимента

Параметр	**Системно-регулируемый режим**	**Самостоятельно-регулируемый режим**
Как выдаётся помощь ИИ	Платформа сама показывает подсказки в ключевые моменты партии	Те же автоматические подсказки плюс кнопка запроса помощи в любой момент
Прирост результата за 12 недель	≈64%	≈30%

Поведение учеников	Не могли злоупотреблять помощью — доступ регулировала система	Осознавали избыточную зависимость, но со временем обращались всё чаще

4. Результаты и обсуждение

Оба рассмотренных исследования демонстрируют одну и ту же механику. Когда ИИ используют, чтобы избежать усилия (получить готовый ответ или сразу воспользоваться подсказкой), краткосрочный результат оказывается лучше, но устойчивый навык не формируется или даже эрозирует. Когда ИИ выступает опорой для собственного рассуждения человека, не подменяя это рассуждение готовым результатом, положительный эффект сохраняется и после того, как инструмент убирают.

Это согласуется с несколькими понятиями педагогической психологии. Концепция саморегулируемого обучения описывает обучение как процесс, в котором учащийся сам ставит цели, отслеживает прогресс и адаптирует стратегию [3]. Готовый ответ ИИ выключает именно эту часть процесса. Понятие продуктивного затруднения показывает, что попытка самостоятельно решить сложную задачу до получения инструкции — даже если попытка заканчивается неудачей — даёт более глубокое и устойчивое понимание материала. Понятие желательных трудностей обобщает целый класс таких эффектов: условия, которые замедляют или усложняют выполнение задачи в моменте, часто улучшают долгосрочное запоминание и перенос навыка на новые задачи.

Результат шахматного исследования добавляет важный нюанс. Распространено интуитивное представление о том, что предоставление учащемуся большей автономии почти всегда идёт на пользу обучению. Данные прямо противоречат этой интуиции: сам факт наличия кнопки «попросить ИИ о помощи» ухудшал результат более чем вдвое. Дело не в недостатке силы воли — авторы отмечают, что ученики сознавали проблему и всё равно не могли ей противостоять [2], — а в том, что регулирование собственного использования вспомогательного инструмента само по себе является отдельным, трудным навыком.

Применительно к самостоятельному обучению вне класса это означает, что

нельзя полагаться на одну лишь силу воли и намерение «использовать ИИ с умом». Полезно заранее договориться с собой о формате использования инструмента, максимально приближенном к формату GPT Tutor: просить объяснение и наводящие вопросы вместо готового решения, откладывать обращение к ИИ до момента, когда собственная попытка уже сделана.

5. Практические рекомендации для разных видов самостоятельного обучения

Изучение программирования. При работе над собственным проектом полезно формулировать запрос к ИИ не как «напиши код, который делает X», а как «объясни, почему мой код не работает, и на что обратить внимание, чтобы исправить это самому». Первый запрос экономит время здесь и сейчас, но увеличивает риск того, что подобная ошибка повторится.

Изучение иностранных языков. Здесь особенно полезен принцип отложенной проверки: сначала сформулировать фразу или перевод самостоятельно, только затем свериться с ИИ, а не сразу просить готовый перевод. Наводящий вопрос вида «в этом предложении есть ошибка, попробуй найти её сам» работает по тому же механизму продуктивного затруднения.

Подготовка к экзаменам и тестам. Поскольку конечная цель — показать результат без доступа к ИИ во время самого экзамена, разумно с самого начала тренироваться в условиях, приближенных к экзаменационным: если использовать ИИ на этапе подготовки, то только в формате объяснения и наводящих вопросов, а итоговую проверку своих знаний проводить полностью без него.

Работа с мотивацией и самоконтролем. Поскольку одного осознания проблемы недостаточно, полезно не полагаться на силу воли в каждый отдельный момент, а заранее выстраивать внешние ограничения: например, договориться с собой закрывать чат с ИИ на определённое время в начале работы над задачей, или использовать инструменты и режимы, которые по умолчанию задают наводящие вопросы.

Заключение

Проведённый анализ показывает, что ключевым фактором,

определяющим, помогает нейросеть обучению или мешает ему, является не сам факт доступа к ИИ, а конкретный способ его использования. Свободный доступ к чат-ассистенту, отвечающему готовым решением по первому запросу, даёт краткосрочный выигрыш, но по данным рассмотренного эксперимента может ухудшать результат после отключения инструмента [1]. Формат, при котором ИИ намеренно не выдаёт готовый ответ, а подталкивает к собственному рассуждению, такого провала не допускает.

Для самостоятельного обучения вне формального образования это даёт несколько конкретных рекомендаций. Во-первых, стоит просить у ИИ объяснение хода решения и наводящие вопросы, а не готовый ответ. Во-вторых, полезно сначала пробовать решить задачу самостоятельно, пусть даже с ошибкой, и только затем сверяться с ИИ. В-третьих, стоит периодически проверять себя без доступа к инструменту: если материал, только что «понятый» с помощью ИИ, не удаётся воспроизвести самостоятельно через день-два, это сигнал, что понимание было кажущимся.

Выводы работы не означают призыва отказаться от нейросетей при самостоятельном обучении. Напротив, данные показывают, что грамотно устроенный ИИ-тьютор способен более чем вдвое улучшить результат на тренировочных задачах и при этом не навредить формированию навыка [1]. Проблему создаёт не сам инструмент, а его использование в режиме готового ответа. Задача учащегося — научиться переключаться между этими режимами осознанно.

Список литературы

1. Бастани Х., Бастани О., Сунгу А., Ге Х., Кабакджи О., Мариман Р. Генеративный ИИ без ограничений может вредить обучению: данные исследования школьной математики / Proceedings of the National Academy of Sciences. 2025. Т. 122, № 26. Ст. e2422633122. DOI: 10.1073/pnas.2422633122.

2. Пулидис С., Бастани Х., Бастани О. Самостоятельное регулирование использования ИИ препятствует долгосрочному обучению / The Wharton School Research Paper. 2025. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=

5604932 (дата обращения: 29.09.2026).

3. Капур М. Продуктивная неудача / Cognition and Instruction. 2008. Т. 26, № 3. С. 379–424. DOI: 10.1080/07370000802212669.

УДК 004

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТРАДИЦИОННЫХ МЕТОДОВ ПАРСИНГА САЙТОВ И ПОДХОДОВ НА ОСНОВЕ ИИ

Арванова Саният Мухмедовна
старший преподаватель
Семенов Эльар Муратович
студент 3 курса направления подготовки «Информатика и вычислительная техника»
Научный руководитель: Хаширова Т. Ю.,
д.т.н., зав.каф. КТИБ
ФГБОУ ВО «Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х. М. Бербекова»

Аннотация. *Статья посвящена сравнению традиционных методов извлечения данных с веб-сайтов и подходов, использующих искусственный интеллект. Рассматриваются CSS-селекторы и XPath, автоматизация браузера, а также извлечение данных с помощью больших языковых моделей. Показаны различия по точности, скорости, устойчивости к изменению структуры страниц и трудозатратам разработчика. Обосновывается применение комбинированного подхода, при котором правила и средства автоматизации используются для стабильной обработки, а ИИ — для интерпретации неоднородных страниц и формирования правил.*

Ключевые слова: *парсинг сайтов; извлечение данных; HTML; CSS-селекторы; XPath; автоматизация браузера; искусственный интеллект; большие языковые модели*

Abstract. *The paper compares traditional web data extraction methods with approaches based on artificial intelligence. CSS selectors, XPath, browser automation and large language models are considered. The approaches are compared by accuracy, speed, resistance to page structure changes and developer effort. A combined approach is proposed, where deterministic tools are used for stable extraction, while*

AI is applied to interpret heterogeneous pages and generate or adapt extraction rules.

Keywords: *web scraping; data extraction; HTML; CSS selectors; XPath; browser automation; artificial intelligence; large language models*

Введение

Веб-сайты остаются одним из наиболее доступных источников информации. Для получения этих данных применяются программы, которые находят нужные элементы страницы, извлекают их содержимое и сохраняют результат в заданном формате. Классические решения основаны на заранее заданных правилах, поэтому хорошо работают там, где структура страниц известна и относительно стабильна.

Развитие больших языковых моделей изменило данный подход. ИИ способен не только выполнять заранее описанные правила, но и интерпретировать содержание страницы по смыслу, составлять правила извлечения и помогать обрабатывать случаи, которые сложно заранее формализовать. Одновременно такой подход создаёт новые проблемы: результат модели может быть неполным или ошибочным, а стоимость обработки большого числа страниц может быть выше.

Цель работы — кратко сопоставить традиционный и ИИ-ориентированный подходы к парсингу сайтов и определить условия, при которых целесообразно использовать каждый из них. Важным свойством парсинга является повторяемость операции. Если структура страницы заранее известна, одна и та же последовательность действий может быть выполнена для сотен и тысяч документов без участия человека. Это делает традиционный подход удобным для каталогов, новостных лент, справочников и других ресурсов, где поля представлены одинаковым образом.

При этом качество результата напрямую связано с качеством правила извлечения. Селектор должен однозначно находить нужный элемент, а программа — корректно обрабатывать отсутствие поля, несколько вариантов записи и ошибки загрузки. Поэтому надёжность традиционного парсера обеспечивается не только выбранной библиотекой, но и проверками, обработкой исключений и тестами на реальных страницах.

1. Традиционные методы парсинга

Традиционный парсинг предполагает, что разработчик заранее определяет, где находятся нужные данные. Наиболее распространёнными средствами являются CSS-селекторы и XPath. В документации Scrapy и Beautiful Soup они рассматриваются как основные способы поиска элементов HTML [1; 2]. Такой подход отличается предсказуемостью: если структура страницы известна, программа извлекает именно те элементы, которые указаны в правилах.

Проблема возникает при изменении разметки. Переименование класса, изменение вложенности элементов или перенос блока в другую часть страницы может сделать прежнее правило неработоспособным. Поэтому устойчивость традиционного парсера напрямую зависит от качества выбранных селекторов и от стабильности сайта.

Если данные формируются JavaScript после загрузки страницы, одного анализа исходного HTML может быть недостаточно. В этом случае применяют автоматизацию браузера. Например, Playwright позволяет обращаться к элементам через роли, текст, метки, CSS и XPath, а также автоматически ожидать появления элементов [3]. Это позволяет работать с динамическими сайтами, но требует больше вычислительных ресурсов, чем обработка готового HTML.

Особенно заметна польза ИИ в ситуации, когда один и тот же смысл представлен разной HTML-разметкой. Например, цена товара может находиться в разных блоках, иметь разные классы или сопровождаться дополнительным текстом. Традиционному решению приходится перечислять варианты вручную, тогда как модель может ориентироваться на смысл поля и его окружение. Однако семантическое извлечение не следует считать безусловно надёжным: модель может пропустить элемент, перепутать два похожих поля или преобразовать значение в удобный, но неверный формат. Поэтому ИИ-подход требует явного описания схемы результата и последующей проверки полученных данных.

2. Подходы на основе искусственного интеллекта

ИИ может использоваться на нескольких уровнях. Первый вариант — непосредственное извлечение информации из текста или HTML по смысловому

описанию. Вместо точного указания класса разработчик формулирует, какие сведения необходимо получить: например, название товара, цену и наличие. Модель определяет соответствующие фрагменты страницы по их содержанию.

Второй вариант — использование модели для формирования правил. ИИ анализирует пример страницы и предлагает CSS-селектор, XPath или программный код. После проверки такое правило может выполняться обычным парсером. Такой вариант сочетает гибкость модели с предсказуемостью традиционного исполнения.

Третий вариант — комбинирование ИИ с автоматизацией браузера. Модель может определять, какой элемент необходимо найти и какое действие выполнить, тогда как браузерная система непосредственно загружает страницу и выполняет операцию. Это особенно полезно при сложных пользовательских интерфейсах, но увеличивает вычислительные затраты и усложняет контроль результата.

Сравнение показывает, что различия между подходами связаны прежде всего с тем, где находится основная логика обработки. В традиционном варианте она заранее задаётся разработчиком в виде селекторов и правил. В ИИ-варианте часть этой логики переносится на модель, которая интерпретирует содержимое страницы по заданному описанию. Комбинированная схема распределяет эти обязанности между программой и моделью. Для практической разработки важно учитывать не только способность извлечь данные один раз, но и повторяемость результата. Если система работает ежедневно, даже небольшая доля ошибок становится существенной на большом объёме страниц.

3. Сравнение подходов

Таблица 1 — Сравнение подходов к парсингу

Критерий	**Традиционный парсер**	**Браузерная автоматизация**	**ИИ-подход**	**Комбинированный**
Точность	Высокая при стабильной разметке	Высокая при корректных локаторах	Зависит от качества модели и данных	Высокая при проверке результата
Скорость	Высокая	Средняя	Ниже из-за обработки моделью	Средняя
Изменение структуры	Требует правки правил	Часть локаторов	Может адаптироваться	Адаптация + стабильные правила

		нужно менять	по смыслу	
Расход ресурсов	Низкий	Высокий	Средний/высокий	Зависит от архитектуры
Контроль результата	Полный	Высокий	Требует дополнительной проверки	Высокий при разделении ролей

Из таблицы видно, что традиционные средства сохраняют преимущество там, где структура сайта известна заранее. ИИ становится полезнее по мере роста разнообразия страниц и количества исключений. Однако его применение не отменяет необходимости проверки: систематический обзор исследований по ИИ в веб-парсинге выделяет среди основных проблем техническую устойчивость, качество данных и стоимость вычислений [4].

Устойчивость к изменениям имеет несколько уровней. Изменение текста заголовка обычно не влияет на CSS-селектор, а изменение класса или вложенности может полностью нарушить правило. Для браузерной автоматизации дополнительным фактором становятся задержки загрузки и изменение поведения элементов. ИИ может быть менее чувствителен к таким изменениям, если смысловое расположение информации сохраняется, но эта устойчивость не гарантирует правильного извлечения.

Скорость особенно важна при массовом сборе. Традиционный парсер после получения HTML выполняет сравнительно простые операции, тогда как ИИ требует передачи и обработки дополнительного контекста. Поэтому использование модели для каждой страницы может оказаться неоправданным. Более рационально сначала максимально использовать детерминированные правила, а интеллектуальный анализ применять только там, где он действительно добавляет ценность.

4. Точность, скорость и устойчивость

Точность традиционного метода определяется тем, насколько точно правило соответствует структуре страницы. При корректной разметке результат легко проверить: найден конкретный элемент, а извлечённое значение можно сравнить с исходным HTML. Это делает метод удобным для регулярной обработки больших объёмов данных.

ИИ работает иначе. Его преимущество заключается не столько в скорости получения одного значения, сколько в способности учитывать смысл информации. Это позволяет обрабатывать страницы, где одинаковые сведения представлены разными способами. Вместе с тем модель может ошибочно выбрать фрагмент, изменить значение или пропустить часть данных. Поэтому для критически важных сведений необходимы правила проверки формата и допустимых значений.

По скорости классический парсер обычно выигрывает, поскольку после загрузки страницы выполняет заранее заданный набор операций. Браузерная автоматизация медленнее из-за необходимости загружать страницу и выполнять сценарий. ИИ добавляет время на обращение к модели. Следовательно, постоянное использование модели для каждой страницы оправдано не всегда; во многих системах разумнее применять её только к сложным случаям.

Комбинированная архитектура может включать четыре этапа: получение страницы, первичное извлечение, проверку результата и интеллектуальную обработку исключений. На первом этапе используются обычные средства загрузки. Затем парсер извлекает известные поля. Если обязательное поле отсутствует или результат не проходит проверку, страница передаётся на дополнительный анализ ИИ. Такое разделение полезно и с точки зрения сопровождения проекта: разработчик сохраняет контроль над основными правилами, а модель используется как дополнительный слой адаптации.

5. Комбинированная схема и практические рекомендации

На практике наиболее рациональной может быть схема, в которой разные средства выполняют разные функции. Сначала система получает страницу и пытается извлечь данные обычными правилами. Если структура соответствует ожидаемой, результат принимается без обращения к модели. Если правило не сработало или страница заметно отличается, запускается ИИ-модуль. Он определяет нужные элементы, предлагает новое правило или извлекает данные с дополнительной проверкой. После успешного анализа новый проверенный селектор может быть сохранён и использоваться при следующих запусках. Таким образом,

ИИ выступает не постоянной заменой парсеру, а дополнительным уровнем адаптации.

Перед выбором инструмента следует определить характеристики самой задачи: объём страниц, частоту запуска, стабильность разметки, наличие JavaScript, количество различных шаблонов и критичность ошибок. Чем выше цена ошибки, тем важнее возможность формальной проверки результата. Для финансовых, технических и других чувствительных данных автоматическая генерация не должна быть единственным уровнем контроля.

Для сайта со стабильной HTML-структурой целесообразно начинать с CSS-селекторов или XPath. Такой вариант проще тестировать, быстрее выполнять и легче контролировать. Если данные появляются после выполнения JavaScript, следует использовать браузерную автоматизацию; локаторы желательно выбирать по устойчивым признакам, а не по случайным участкам структуры страницы [3]. ИИ стоит подключать при большом количестве вариантов представления одних и тех же данных, при необходимости автоматической генерации правил или при обработке сложных исключений.

Для массового сбора данных предпочтительно разделять этап извлечения и этап интеллектуального анализа. Это позволяет не передавать модели каждую страницу и уменьшает расходы на обработку. Результат ИИ необходимо проверять: для чисел, дат, ссылок и других важных полей следует задавать формат и допустимые значения, а при необходимости — сравнивать результат с исходным фрагментом страницы.

Заключение

Традиционные методы парсинга и подходы на основе ИИ решают одну задачу разными способами. CSS-селекторы, XPath и браузерная автоматизация обеспечивают высокую предсказуемость и хорошо подходят для сайтов со стабильной структурой. ИИ полезен там, где структура неоднородна, а правила сложно заранее описать. Его сильной стороной является смысловая интерпретация данных, но результат требует контроля, а обработка больших объёмов может быть затратной.

Таким образом, практический выбор не сводится к полной замене традиционного парсинга искусственным интеллектом. Для большинства прикладных систем рационально сочетать методы: стабильные случаи обрабатывать обычными правилами, динамические страницы — средствами браузерной автоматизации, а ИИ использовать для сложных и нестандартных ситуаций. Такой подход позволяет сохранить управляемость системы и одновременно повысить её гибкость.

Перспективным направлением остаётся развитие гибридных систем, в которых ИИ помогает поддерживать правила извлечения, находить изменения структуры и обрабатывать исключения, но окончательный результат проходит программную проверку. Такой подход позволяет использовать сильные стороны обеих технологий без отказа от контроля над данными.

Список литературы

1. Scrapy. Селекторы: извлечение данных из HTML с помощью CSS и XPath / Документация Scrapy. URL: https://docs.scrapy.org/en/latest/topics/selectors.html (дата обращения: 29.09.2026).

2. Beautiful Soup. Документация библиотеки Beautiful Soup 4 / Документация Beautiful Soup. URL: https://beautiful-soup-4.readthedocs.io/en/latest/ (дата обращения: 29.09.2026).

3. Microsoft. Playwright: локаторы и автоматическое ожидание элементов / Официальная документация Playwright. URL: https://playwright.dev/docs/locators (дата обращения: 29.09.2026).

4. Ландета-Лопес П., Гарсия Х. М., Гевара-Вега К. и др. Большие языковые модели в веб-парсинге и веб-обходе: систематический обзор / Computing. 2026. Т. 108. Ст. 78. DOI: 10.1007/s00607-026-01666-5.

МЕДИЦИНСКИЕ НАУКИ

УДК 616.4

ОЦЕНКА АДАПТАЦИОННОГО ПОТЕНЦИАЛА СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТОЙ СИСТЕМЫ У ДЕТЕЙ С САХАРНЫМ ДИАБЕТОМ 1 ТИПА

Петрикова Вероника Андреевна

студент

Научный руководитель: Сабирова Александра Владиславовна,

к.м.н., доцент

ФГБОУ ВО «Южно-Уральский государственный медицинский университет»

Минздрава России, город Челябинск

Аннотация. *В статье приведена оценка адаптационного потенциала сердечно-сосудистой системы у детей с сахарным диабетом 1 типа в зависимости от возраста ребёнка и от стажа заболевания. Определили, что все дети имеют снижение адаптационного потенциала сердечно-сосудистой системы. Особенно у детей с впервые выявленным СД 1 типа и со стажем заболевания более 5 лет. У всех детей с СД 1 типа преобладает симпатикотония.*

Abstract. *The article presents an assessment of the adaptive potential of the cardiovascular system in children with type 1 diabetes mellitus, depending on the child's age and the duration of the disease. It was determined that all children have a reduced adaptive potential of the cardiovascular system. This is especially true for children with newly diagnosed type 1 diabetes and those with a disease duration of more than 5 years. Sympathicotonia predominates in all children with type 1 diabetes.*

Ключевые слова: *дети, сахарный диабет 1 типа, сердечно-сосудистая система, адаптационный потенциал, индекс Кердо, компенсаторные механизмы*

Keywords: *children, type 1 diabetes mellitus, cardiovascular system, adaptive potential, Kerdo index, compensatory mechanisms*

По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), сахарный диабет (СД) — это «болезнь всех возрастов и народов». Распространенность СД в мире составляет около 2,1% [1].

Сахарный диабет 1 типа, или инсулинозависимый сахарный диабет - наиболее частое хроническое нарушение обмена веществ в детском возрасте. По данным мировой статистики, зафиксированные суммарные случаи СД 1 типа у детей и подростков, на 2019 год составляют 600 900, а количество случаев за один год уже приближается к 100 000. Документально подтверждено, что ежегодный рост заболеваемости СД 1 типа в детском возрасте составляет 3.4% в Европейских странах и 2,8% во всем мире [2].

В настоящее время сахарный диабет является серьёзной медико - социальной проблемой, обусловленной его высокой распространенностью, прогрессирующим течением с развитием микро - и макрососудистых осложнений, а также высокой инвалидизацией, снижающей качество жизни больных [3].

Адаптационные реакции организма человека индивидуальны и реализуются у разных лиц с различной степенью участия функциональных систем, которые обладают, в свою очередь, обратной связью, изменяющейся во времени и имеющей переменную функциональную организацию [Баевский Р.М., 1976]. По мнению Р.М. Баевского, результатом многоконтурной и многоуровневой реакции системы регуляции кровообращения является текущая активность симпатического и парасимпатического отделов нервной системы, которые изменяют свои параметры для достижения оптимального для организма приспособительного ответа и отражают адаптационную реакцию целостного организма [4]. Метод по Баевскому позволяет оценить уровень напряжённости адаптационных механизмов и общий функциональный статус организма.

Адаптационный потенциал организма может изменяться под воздействием разнообразных внешних и внутренних факторов риска, что в свою очередь может стать причиной различных расстройств, нарушений и патологических состояний.

На современном этапе ведущее место занимают исследования сердечно-сосудистой системы (ССС), выступающей в роле индикатора целостного

организма. Для клинической медицины наиболее актуально исследование адаптационного потенциала у детей с хронической патологией для проведения фундаментальных научных исследований и разработки донозологической диагностики.

Таким образом, **целью** данной работы явилось изучение состояния адаптационного потенциала ССС у детей с сахарным диабетом I типа.

Задачи работы:

1. Дать оценку изучаемой группы.

2. Оценить адаптационный потенциал ССС по формуле Баевского Р.М.

3. Провести оценку адаптационного потенциала ССС у детей с СД 1 типа в зависимости от возраста и стажа заболевания.

4. Оценить вегетативный тонус по индексу Кердо.

Материалы и методы исследования:

Провели ретро- и проспективный анализ историй болезни 38 детей с сахарным диабетом I типа, госпитализированных в эндокринологическое отделение Областной детской клинической больницы г. Челябинска.

Адаптационный потенциал системы кровообращения оценивали с помощью формулы Баевского Р. М. Для расчёта использовали следующие показатели: возраст, масса тела, рост, частота пульса, артериальное давление.

Оценка адаптационного потенциала системы кровообращения по Баевскому Р.М. (1979 г.). производится по формуле:

$$АП = 0{,}011 \times ЧП + 0{,}014 \times АДс + 0{,}008 \times АДд + 0{,}014 \times В + 0{,}09 \times МТ – (0{,}009 \times Р + 0{,}27),$$

где АП – адаптационный потенциал;

В – возраст, лет;

МТ – масса тела, кг;

Р – рост, см;

АДс – артериальное давление систолическое, мм рт. ст.;

АДд – артериальное давление диастолическое, мм рт. ст.;

ЧП – частота пульса в 1 мин.

Общая оценка адаптационного потенциала системы кровообращения оценивается по следующей шкале:

При значении АП менее 2,1 баллов оценивают уровень адаптации как удовлетворительный.

При АП от 2,11 до 3,20 баллов – напряжение механизмов адаптации.

При АП от 3,21 до 4,30 баллов – неудовлетворительная адаптация.

При АП более 4,31 баллов – срыв механизмов адаптации [5].

Индекс Кердо — показатель, который используется для оценки деятельности вегетативной нервной системы. Он вычисляется по формуле: индекс = 100 ∗ (1 − ДАД / пульс), где ДАД — диастолическое артериальное давление, а пульс — частота пульса. Если значение индекса больше нуля, то говорят о преобладании симпатических влияний, если меньше нуля, то о преобладании парасимпатических влияний, если равен нулю, то это говорит о функциональном равновесии.

Результаты исследования:

Таблица 1 - Количество детей женского и мужского пола в статистике СД

Пол	Девочки абс. (%)	Мальчики абс. (%)
Количество	18 (47%)	20 (53%)

Из числа всех детей 18 (47%) девочек, 20 (53%) мальчиков.

Таблица 2 - Возраст детей с СД I типа

Возрастная группа	Количество абс. (%)
Грудной возраст (0-1 год)	0
Раннее детство (1-3 года)	2 (5%)
Дошкольный возраст (3-6 лет)	4 (11%)
Младший школьный возраст (6-10 лет)	6 (16%)
Средний школьный возраст (10-15 лет)	16 (42%)
Старший школьный возраст (15-18 лет)	10 (26%)

Как видно из представленной таблицы, наибольшее число детей с СД I типа были 4 (11%) - дошкольного возраста, 6 (16%) – младшего школьного, 16 (42%) – среднего школьного и 10 (26%) – старшего школьного возраста.

Таблица 3 - Возраст детей при манифестации СД I типа

Возрастная группа	Количество абс. (%)
Грудной возраст (0-1 год)	1 (3%)
Раннее детство (1-3 года)	5 (13%)
Дошкольный возраст (3-6 лет)	9 (24%)
Младший школьный возраст (6-10 лет)	12 (32%)
Средний школьный возраст (10-15 лет)	9 (24%)
Старший школьный возраст (15-18 лет)	2 (5%)

Как видно из представленной таблицы, возраст детей, когда впервые манифестировал СД I типа, наиболее часто отмечен в дошкольном – 9 (24%), младшем школьном – 12 (32%), среднем школьном возрасте– 9 (24%).

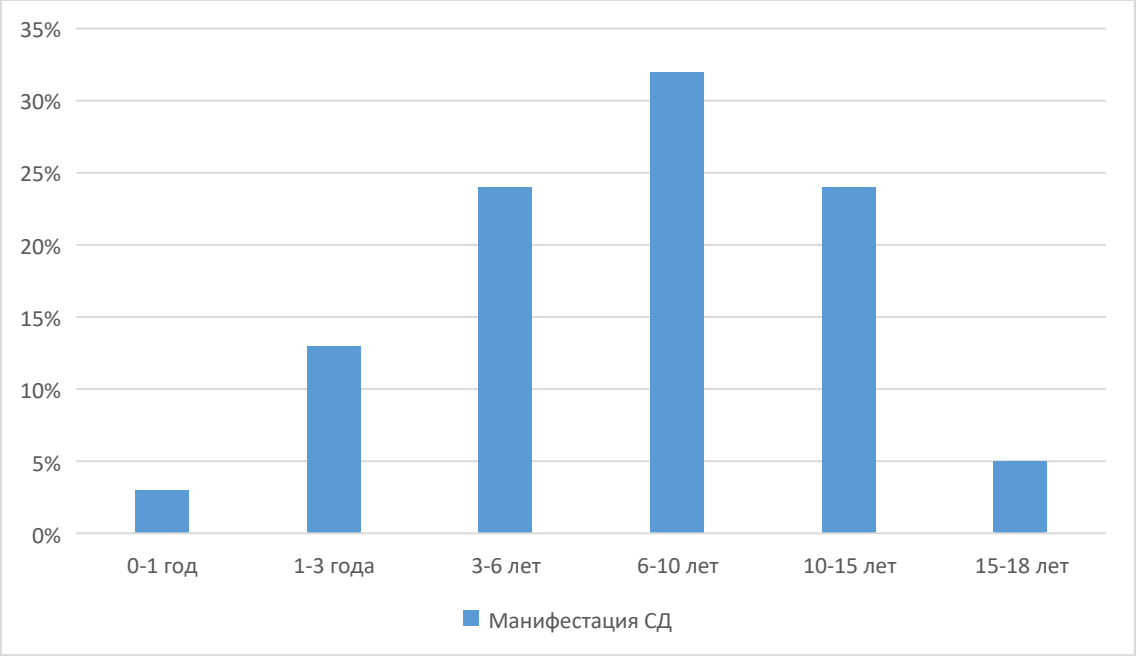


Рисунок 1 - Манифестация СД

Как видно на представленной диаграмме (рисунок 1), СД может манифестировать в любом возрасте, однако наиболее часто стартует в младшем школьном возрасте, что можно связать с началом пубертатного периода, гормональными перестройками организма ребёнка, а также с изменениями факторов внешней среды в связи с началом обучения в школах, следствием чего является повышенная антигенная нагрузка, изменение характера питания, воздействия стрессовых факторов.

Таблица 4 - Стаж СД 1 типа исследуемой группы детей

Стаж заболевания	Количество абс. (%)
Впервые выявленный	9 (24%)
1 год	5 (13%)
2-3 года	5 (13%)
4-6 лет	9 (24%)
7-10 лет	7 (18%)
10-15 лет	3 (8%)

Как видно из таблицы 4, большее число детей было с впервые выявленным СД I типа - 9 (24%) и со стажем заболевания 4-6 лет- 9 (24%).

Таблица 5 - Адаптационный потенциал ССС у детей с СД I типа (n = 38)

Уровень адаптации	Количество абс. (%)
Удовлетворительный	0
Напряжение механизмов адаптации	2 (5%)
Неудовлетворительная адаптация	10 (26%)
Срыв механизмов адаптации	26 (68%)

Как видно из таблицы 5, у детей с СД I типа в 100% случаев имеется снижение адаптационного потенциала ССС. Значительно превалирует срыв механизмов адаптации 26 (68%), у четверти детей отмечается неудовлетворительная адаптация 10 (26%), у 2 (5%) – напряжение механизмов адаптации.

Таблица 6 - Адаптационный потенциал ССС у детей разных возрастных групп

Возрастная группа/ уровень адаптации	1-3 года	3-6 лет	6-10 лет	10-15 лет	15-18 лет	Всего
Удовлетворительный	-	-	-	-	-	-
Напряжение механизмов адаптации	1 (2%)	1 (2%)	-	-	-	2 (5%)
Неудовлетворительная адаптация	1 (2%)	3 (8%)	2 (5%)	3 (8%)	1 (2%)	10 (26%)
Срыв механизмов адаптации	-	-	3 (8%)	14 (37%)	9 (24%)	26 (69%)

Исходя из данных таблицы 6, можно сделать вывод, что срыв механизмов адаптации ССС наблюдается у детей с СД I типа в возрасте старше 6 лет, достигая пика к 10-15 годам 14 (37%) и 15-18 годам 9 (24%). Этот факт очень важен для дальнейшего изучения. Так как подростковый возраст является одним из критических этапов онтогенеза и может характеризоваться напряжением адаптационных механизмов, связанных с интенсивными нейрогуморальными изменения, с интенсивным ростом, что требует особого внимания у детей с СД 1 типа.

Таблица 7 - Адаптационный потенциал ССС у детей с СД I типа в зависимости от стажа заболевания

Стаж заболевания/ уровень адаптации	Впервые выявлено	1 год	2-3 года	4-6 лет	7-10 лет	10-15 лет	Всего
Удовлетворительный	-	-	-	-	-	-	
Напряжение механизмов адаптации	2 (5%)	-	-	-	-	-	2 (5%)
Неудовлетворительная адаптация	2 (5%)	3 (8%)	-	5 (13%)	1 (3%)	1 (3%)	10 (26%)
Срыв механизмов адаптации	5 (13%)	3 (8%)	4 (11%)	4 (11%)	6 (16%)	2 (5%)	26(69%)

При исследовании адаптационного потенциала ССС в зависимости от стажа заболевания, выявлена тенденция к неудовлетворительной адаптации и срыву механизмов адаптации. Чем больше стаж заболевания, тем хуже адаптационный потенциал ССС, что говорит о неблагополучной тенденции ухудшения уровня приспособляемости ССС детей с СД I типа к факторам внешней среды [5].

Таблица 8 - Оценка вегетативного баланса по возрасту

Показатель/возраст	1-3 года (n=2)	3-6 лет (n=4)	6-10 лет (n=6)	10-15 лет (n=16)	15-18 лет (n=10)	Всего (n=38)
Выраженная парасимпатикотония	-	-	-	-	-	0
Парасимпатикотония	-	-	-	2 (5%)	-	2 (5%)

Норма	-	-	2 (5%)	4 (11%)	2 (5%)	8 (21%)
Симпатикотония	-	2 (5%)	1 (3%)	8 (21%)	2 (5%)	13 (34%)
Выраженная симпати-котония	2 (5%)		3 (8%)	5 (13%)	6 (16%)	15 (39%)

Таблица 9 - Оценка вегетативного баланса в зависимости от стажа заболевания

Показатель	Впер-вые выяв-лено	1 год	2-3 года	4-6 лет	7-10 лет	10-15 лет	Всего
Выраженная пара-симпатикотония	-	-	-	-	-	-	0
Парасимпатикото-ния	-	-	-	-	1 (3%)	1 (3%)	2 (5%)
Норма	1 (3%)	2 (5%)	2 (5%)	1 (3%)	1 (3%)	1 (3%)	8 (21%)
Симпатикотония	2 (5%)	-	1 (3%)	6 (16%)	3 (8%)	1 (3%)	13 (34%)
Выраженная симпа-тикотония	6 (16%)		1 (3%)	2 (5%)	2 (5%)	-	15 (39%)

На основании данных, полученных при оценке вегетативного статуса по индексу Кердо (таблицы 8,9), можно сделать вывод, что у детей, больных СД I типа, вне зависимости от возраста и стажа заболевания, преобладает симпатикотония 13(34%) и выраженная симпатикотония 15(39%). Наиболее выраженная симпатикотония прослеживается у детей с впервые выявленным заболеванием 6 (16%) и со стажем заболевания 5-10 лет 9(24%). Следует отметить, что парасимпатикотония встретилась лишь у 2(5%) детей из выборки. Полученные данные свидетельствуют наличии стресса у детей с СД 1 типа, об истощении компенсаторных механизмов адаптации сердечно-сосудистой системы, что может приводить к срыву адаптационных механизмов ССС.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проделанной работы мы пришли к следующим выводам:

1. Среди выборки детей с СД I типа мальчики – 20 (53%), девочки – 18 (47%). Значительно преобладают дети среднего школьного возраста (10-15 лет) - 16 (42%) и старшего школьного возраста (16-17лет) – 10 (26%). Наиболее часто СД I типа впервые манифестировал у детей дошкольного (3-6 лет) - 9 (24%),

младшего школьного (6-10 лет) - 12 (32%) и среднего школьного возраста (10-15 лет) - 9 (24%).

2. Все дети с СД I типа, вне зависимости от возраста и стажа заболевания, имеют снижение адаптационного потенциала ССС. Значительно превалирует срыв механизмов адаптации 26 (68%), у четверти детей отмечается неудовлетворительная адаптация 10 (26%).

3. У детей с СД I типа, вне зависимости от возраста и стажа заболевания, преобладает симпатикотония 13(34%) и выраженная симпатикотония 15(39%). Полученные данные свидетельствуют о тенденции к снижению парасимпатического тонуса у детей, больных сахарным диабетом, и, следовательно, об истощении компенсаторных механизмов адаптации сердечно-сосудистой системы.

Список литературы

1. Такирова Т. А. Сахарный диабет у детей и подростков: распространенность, заболеваемость, первичная инвалидность / Медицина и экология. 2009. №3 (52).

2. Быков Ю. В., Батурин В. А. Клинико-лабораторные стадии сахарного диабета 1 типа на основании специфических аутоантител к в-клеткам поджелудочной железы / ТМБВ. 2021. №4. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/kliniko-laboratornye-stadii-saharnogo-diabeta-1-tipa-na-osnovanii-spetsificheskih-autoantitel-k-kletkam-podzheludochnoy-zhelezy (дата обращения: 10.09.2026).

3. Дедов, И. И., Шестакова, М. В., Майорова, А. Ю. Клинические рекомендации алгоритмы специализированной медицинской помощи больным сахарным диабетом. 9-й выпуск. / УП ПРИНТ - М. - 2019. - С. 120.

4. Анализ вариабельности сердечного ритма при использовании различных электрокардиографических систем (часть 1) / Р. М. Баевский, Г. Г. Иванов, А. П. Гаврилушкин [и др.] / Вестник аритмологии. – 2002. – № 24. – С. 65-86. – EDN HSPLXF.

5. Апанасенко, Г. Л. Мединская валеология / Г. Л. Апанасенко, Л. А. Попова. - Ростов нД. 2000. С. 49-51.

«ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ НАУЧНЫХ ИЗЫСКАНИЙ: ТЕОРИЯ, МЕТОДОЛОГИЯ, ПРАКТИКА»

XX Международная научно-практическая конференция

Научное издание

ООО «НИЦ ЭСП» в ЮФО
(Подразделение НИЦ «Иннова»)
353445, Россия, Краснодарский край, г.-к. Анапа,
ул. Весенняя, 8, оф. 1.
Тел.: 8-800-201-62-45; 8 (861) 333-44-82

Подписано в печать 29.09.2026 г. Формат 60x84/16. Усл. печ. л. 3,6
Бумага офсетная. Печать: цифровая. Гарнитура шрифта: Times New Roman
Тираж 50 экз. Заказ 156