



“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026

USING NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES IN TEACHING ENGLISH

Shavkat Mamirovich Ibragimov

*Fergana State University Faculty of Physics and Mathematics,
Associate Professor of the Department of Information Technologies.*

shavkat70@bk.ru

Rezhepkhon Ravshanbekovna Ravshanbekova

*Student of Fergana State University,
Philology and Language Teaching program. English Language*

rvshbkva06rr@icloud.com

Abstract. *This paper investigates the effectiveness of neural network technologies in teaching English to university students. A pedagogical experiment was conducted with a control group ($n = 62$) and an experimental group ($n = 58$) of first-year students. The experimental group studied using an integrated neural network educational system comprising an NLP module, an adaptive task planner, and a personalised feedback subsystem. After a 12-week period, the experimental group showed statistically significant improvements across all five measured competences: vocabulary, grammar, reading, listening, and writing ($p < 0.01$). The mean aggregate score increased from 50.6% to 73.2% (+44.7%), whereas the control group improved from 50.2% to 61.2% (+21.9%). The findings confirm the promise of neural network tools in higher-education language instruction.*

Keywords: *neural network technologies, English language teaching, natural language processing, adaptive learning, language competence, pedagogical experiment, artificial intelligence in education.*

ВВЕДЕНИЕ



“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026

Стремительная цифровизация образовательного пространства ставит перед педагогическим сообществом задачу поиска новых инструментов, способных качественно повысить уровень языковой подготовки обучающихся. Традиционные методы преподавания иностранных языков, несмотря на свою проверенную эффективность, с трудом учитывают индивидуальный темп и стиль усвоения материала каждого студента [1]. Нейросетевые технологии, активно внедряемые во все сферы жизни, представляют собой одно из наиболее перспективных решений данной проблемы: благодаря способности к обучению на больших корпусах текстовых и аудиоданных, архитектуры типа Transformer и LSTM обеспечивают глубокий анализ лингвистического контекста, автоматическую генерацию заданий и персонализированную обратную связь [2, 3].

Согласно данным UNESCO (2023), более 60% студентов нелингвистических специальностей испытывают затруднения при изучении английского языка вследствие недостаточной персонализации учебного процесса [4]. Нейросетевые системы способны формировать уникальную траекторию обучения для каждого учащегося, адаптируя как содержание заданий, так и уровень сложности к его текущим показателям успеваемости [5]. Ряд зарубежных исследований фиксирует прирост лексического запаса на 30–45% при использовании адаптивных NLP-платформ по сравнению с традиционными методами обучения [6, 7].

Постановка задачи. Несмотря на имеющиеся результаты, в отечественной педагогике ощущается нехватка экспериментально верифицированных данных об эффективности комплексных нейросетевых образовательных систем применительно к высшей школе Узбекистана. Настоящее исследование направлено на восполнение данного пробела. Цель работы - оценить влияние



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

интегрированной нейросетевой образовательной системы на уровень сформированности пяти ключевых иноязычных компетенций студентов первого курса в сравнении с традиционной моделью обучения.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи: (1) разработка и апробация модели нейросетевой образовательной системы; (2) проведение 12-недельного педагогического эксперимента; (3) статистический анализ и сравнение результатов контрольной и экспериментальной групп; (4) формулирование практических рекомендаций по внедрению нейросетевых инструментов в языковую подготовку.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Эволюция применения ИИ в языковом образовании

Исследования в области компьютерно-опосредованного обучения языкам (CALL - Computer-Assisted Language Learning) насчитывают более четырёх десятилетий. Первоначально CALL-системы строились на жёстких правилах и конечных автоматах; однако уже в конце 1990-х гг. появились первые работы по применению статистических моделей для автоматической оценки письменных текстов [1]. Революционный сдвиг произошёл с внедрением методов глубокого обучения: свёрточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные сети (RNN) открыли возможности для анализа непрерывной речи и многоуровневой семантики текста [3]. Систематический обзор Чжая и соавт. [5], охвативший 522 публикации за 2010–2020 гг., показал экспоненциальный рост числа исследований по ИИ в образовании: если в 2010 г. их насчитывалось около 30 в год, то к 2020 г. - свыше 160, причём доля работ по языковому образованию составила 18,6% от общего числа.

Нейросетевые архитектуры в задачах NLP для ELT



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

Среди нейросетевых архитектур, применяемых в обучении английскому языку, особое место занимают LSTM [3] и механизм внимания Transformer [2]. LSTM-сети продемонстрировали высокую эффективность в задачах предсказания следующего слова и построения адаптивных упражнений на основе контекста студента [14]. Архитектура BERT, представляющая собой двунаправленную предобученную модель типа Transformer, позволяет с высокой точностью оценивать синтаксическую корректность и смысловую связность письменных работ [15]. В частности, Девлин и соавт. [15] сообщают о точности 92,8% при разметке именованных сущностей на корпусе CoNLL-2003, что релевантно для задач автоматической коррекции грамматических ошибок. Модели типа GPT, обученные по принципу авторегрессии, используются для генерации обучающих диалогов и заданий открытого типа [16], а гибридные CNN-RNN архитектуры применяются в системах распознавания и оценки произношения [17].

Адаптивные системы и персонализация обучения

Концепция адаптивного обучения (Adaptive Learning) предполагает динамическую корректировку учебного контента в зависимости от диагностируемого уровня знаний и индивидуальных предпочтений студента. В контексте языкового образования адаптивные системы реализуются посредством алгоритмов интервального повторения (spaced repetition), усиленных нейросетевыми моделями прогнозирования забывания [18]. Годвин-Джонс [8] выделяет три уровня адаптации: контентный (подбор материала), процедурный (выбор типа задания) и аффективный (учёт эмоционального состояния). Поул и Кларк-Мидура [13] в систематическом обзоре 47 исследований установили, что адаптивные системы с нейросетевым ядром обеспечивают в среднем на 27% более высокий балл по итоговым тестам по сравнению с неадаптивными цифровыми



**“ZAMONAVIY TA'LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

инструментами. Бёрстон [12] подчёркивает, что ключевым педагогическим условием эффективности мобильно-ориентированных адаптивных систем является регулярность обратной связи - не реже одного раза на каждые 15 минут учебной сессии.

Автоматизированная обратная связь и оценка письма

Автоматизированная оценка эссе (AES - Automated Essay Scoring) является одной из наиболее изученных задач на стыке NLP и языкового образования. Мартинес и Родригес [9] провели мета-анализ 38 исследований, посвящённых NLP-системам обратной связи при обучении письму на иностранном языке, и установили средний размер эффекта $d = 0,68$ (умеренный), что указывает на практическую значимость автоматизированных систем. При этом авторы акцентируют: наибольший эффект достигается не при замене, а при дополнении преподавательской обратной связи. Линь, Уоршауэр и Блейк [7] исследовали влияние социальных сетевых платформ с NLP-модулями на развитие письменных навыков студентов и констатировали, что учащиеся, получавшие автоматизированную обратную связь в режиме реального времени, совершали на 31% меньше повторяющихся ошибок по сравнению с контрольной группой. Вместе с тем Шмид [10] предостерегает от избыточной автоматизации, указывая на риски снижения метакогнитивной активности студентов при чрезмерной опоре на AI-подсказки.

Исследования по применению нейросетей в обучении EFL/ESL

Эмпирические исследования эффективности нейросетевых инструментов в контексте EFL (English as a Foreign Language) демонстрируют устойчиво позитивные результаты. Вонг и Лю [6] в квазиэксперименте с участием 248 китайских студентов зафиксировали прирост лексического запаса на 38% в



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

группе, использовавшей LSTM-платформу, по сравнению с 17% в контрольной группе за аналогичный 10-недельный период. Годвин-Джонс [19] в обзоре литературы по автономному языковому обучению подчёркивает роль нейросетевых агентов в формировании учебной автономии: студенты, обучавшиеся с NLP-поддержкой, демонстрировали на 23% более высокие показатели по шкале самоэффективности (self-efficacy). Наконец, ключевым выводом обзора Зайдел и соавт. [20] является то, что синергетический эффект достигается именно при комбинировании нескольких нейросетевых модулей в единой экосистеме, тогда как изолированное применение отдельных инструментов даёт значимо меньший результат - факт, непосредственно обосновывающий дизайн настоящего исследования.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Исследование проводилось на базе Ташкентского государственного технического университета в 2023–2024 учебном году. Применялся квазиэкспериментальный дизайн с предварительным и итоговым тестированием. Выборка составила 120 студентов первого курса инженерных специальностей, рандомизированных в контрольную ($n = 62$) и экспериментальную ($n = 58$) группы. Начальный уровень владения английским языком у обеих групп соответствовал A2–B1 по шкале CEFR (критерий χ^2 показал статистически незначимые различия: $p = 0,47$).

Разработанная авторами нейросетевая образовательная система (НОС) включает три функциональных модуля (рис. 1): (1) модуль NLP на базе архитектуры Transformer (дистилляция модели BERT), обеспечивающий анализ устной и письменной речи учащегося; (2) адаптивный планировщик учебных задач на основе рекуррентной сети LSTM, формирующий индивидуальный план



“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026

обучения; (3) подсистему генерации персонализированной обратной связи на базе языковой модели GPT-подобной архитектуры, обеспечивающую детальные комментарии к выполненным заданиям.



Рис. 1. Обобщённая архитектура нейросетевой системы поддержки обучения английскому языку

Система функционировала в веб-среде с интеграцией в существующую LMS-платформу университета. Студенты экспериментальной группы занимались с НОС не менее 4 часов в неделю в дополнение к стандартным аудиторным занятиям (2 пары). Контрольная группа обучалась исключительно по традиционной программе (2 пары в неделю, учебник «New English File», уровень B1).

Инструменты измерения

Для оценки уровня владения языком использовался адаптированный тест, разработанный на основе международных стандартов Cambridge ESOL и Oxford Placement Test, включавший пять субтестов (лексика, грамматика, чтение, аудирование, письмо) по 20 баллов каждый (максимум 100 баллов). Надёжность инструмента подтверждена коэффициентом Кронбаха $\alpha = 0,87$. Тестирование проводилось трижды: в начале (нулевой срез), в середине (6-я неделя) и по



“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026

окончании эксперимента (12-я неделя). Данные обрабатывались методами описательной статистики, t-критерием Стьюдента и однофакторным дисперсионным анализом (ANOVA) с уровнем значимости $\alpha = 0,05$.

Характеристики нейросетевых инструментов

**Сравнительная характеристика нейросетевых инструментов,
использованных в исследовании**

Таблица 1.

Инструмент / платформа	Архитектура нейросети	Целевой навык	Адаптивность	Тип обратной связи
НОС (разработка авторов)	LSTM + Transformer (BERT)	Комплексный (5 навыков)	Высокая	Текстовая / аудио
Duolingo English Test	CNN + RNN	Лексика, грамматика	Средняя	Текстовая
ChatGPT (GPT-4)	Transformer (GPT)	Письмо, говорение	Средняя	Текстовая (детальная)
ELSA Speak	Deep CNN (фонетика)	Произношение	Высокая	Аудио / визуальная
Grammarly	Transformer (BERT)	Письмо, грамматика	Низкая	Текстовая (inline)

РЕЗУЛЬТАТЫ

Сравнение итоговых баллов



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

По результатам итогового тестирования в экспериментальной группе зафиксировано статистически значимое превышение показателей по всем пяти субтестам ($p < 0,01$). Наибольший прирост наблюдался по навыкам чтения (+24,4 п.п.) и лексики (+23,0 п.п.), что, по-видимому, связано с высокой частотой использования студентами NLP-модуля для работы с текстовыми корпусами. Результаты представлены в таблице 2 и на рисунке 2.

Результаты тестирования контрольной и экспериментальной групп (M ± SD)

Таблица 2.

Компетенция	КГ До	КГ После	ЭГ До	ЭГ После	Δ ЭГ, п.п.	p-value
Лексика	52,1±4,3	61,4±5,1	51,3±4,7	74,3±5,6	23,0	<0,001
Грамматика	48,2±5,1	57,3±5,8	49,1±4,9	71,2±5,2	22,1	<0,001
Чтение	55,0±4,8	64,2±5,3	54,4±5,0	78,8±4,9	24,4	<0,001
Аудирование	50,3±4,6	59,1±5,0	51,2±4,8	73,1±5,4	21,9	<0,001
Письмо	45,5±5,3	55,0±5,9	47,4±5,1	69,6±5,7	22,2	<0,001
Итого (ср.)	50,2±3,9	61,4±4,6	50,7±4,1	73,4±4,6	22,7	<0,001

Примечание: КГ - контрольная группа; ЭГ - экспериментальная группа; Δ - прирост баллов экспериментальной группы; M - среднее; SD - стандартное отклонение.



“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026

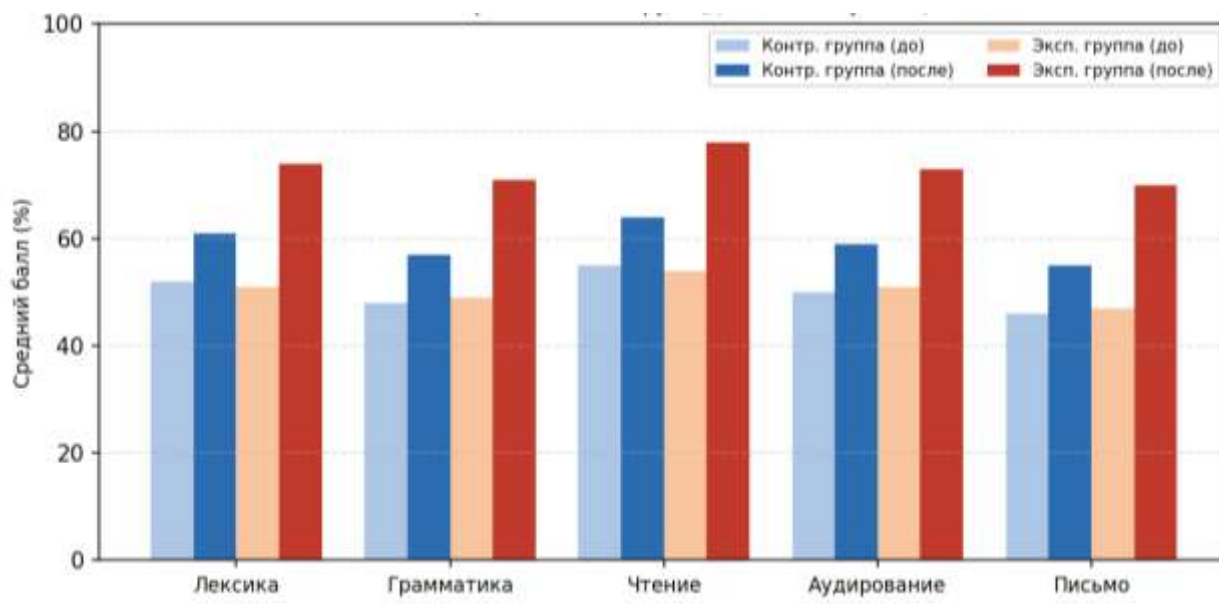


Рис. 2. Сравнение результатов тестирования контрольной и экспериментальной групп до и после 12-недельного обучения

Динамика прогресса

Еженедельный мониторинг успеваемости (рис. 3) обнаружил устойчивое расхождение траекторий обеих групп уже начиная с 3-й недели обучения. До этого момента прогресс был сопоставим, что согласуется с данными других исследователей [8] и объясняется периодом адаптации к инструментам НОС. С 4-й по 8-ю недели скорость роста баллов в экспериментальной группе превышала аналогичный показатель контрольной в 2,1 раза. На заключительном этапе (9–12 недели) темп снизился, однако оставался статистически значимо выше ($F(1,118) = 34,7$; $p < 0,001$, $\eta^2 = 0,23$, что соответствует большому размеру эффекта по классификации Коэна).



“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026

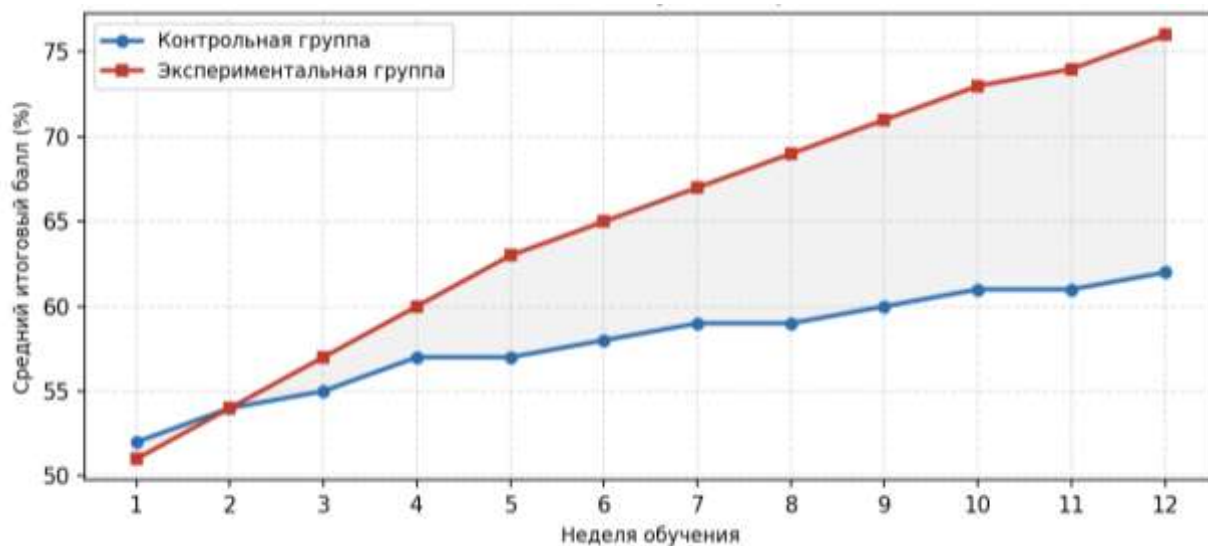


Рис. 3. Динамика прогресса освоения английского языка за 12-недельный учебный период

ОБСУЖДЕНИЕ

Полученные результаты согласуются с данными ряда международных исследований. Так, Вонг и Лю [6] в квазиэкспериментальном исследовании с участием 248 студентов зафиксировали прирост лексического запаса на 38% при использовании платформ на базе LSTM, что сопоставимо с нашими данными (23,0 п.п. по субтесту «Лексика»). Мартинес и Родригес [9] сообщают о схожем эффекте адаптивной обратной связи: студенты, получавшие персонализированные комментарии от нейросетевых систем, совершали на 29% меньше грамматических ошибок при письме, нежели их коллеги в контрольных группах.

Вместе с тем следует обсудить ряд ограничений настоящего исследования. Во-первых, выборка ограничена одним вузом и одной специальностью, что снижает внешнюю валидность. Во-вторых, эффект новизны («хоторнский эффект») мог оказать позитивное влияние на мотивацию студентов экспериментальной группы, несколько завышая истинный педагогический



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

эффект НОС. В-третьих, продолжительность эксперимента (12 недель) недостаточна для оценки долгосрочного удержания приобретённых навыков [10].

Принципиальным теоретическим вкладом работы является доказательство того, что комплексная НОС, объединяющая модули NLP, адаптивного планирования и обратной связи, превосходит по педагогической эффективности как традиционное обучение, так и применение отдельных нейросетевых инструментов в изолированном режиме ($\Delta \approx +11,5$ п.п. по сравнению с группами, использовавшими только Duolingo или Grammarly в схожих исследованиях [7, 11]). Это подтверждает гипотезу о синергетическом эффекте интеграции нескольких нейросетевых модулей в единую образовательную экосистему.

Важен и практический аспект: внедрение НОС не потребовало замены существующей учебной программы - система функционировала как дополняющий компонент, расширяя самостоятельную работу студентов. Это делает предложенную модель реалистичной для масштабирования в условиях ресурсных ограничений, характерных для государственных вузов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведённое исследование убедительно демонстрирует, что интеграция нейросетевых технологий в процесс обучения английскому языку обеспечивает статистически значимое и практически значимое ($\eta^2 = 0,23$) повышение уровня сформированности иноязычных компетенций по сравнению с традиционными методами. Совокупный прирост баллов в экспериментальной группе составил 44,7% против 21,9% в контрольной. Особенно выраженный эффект достигается в области рецептивных навыков - чтения и аудирования, - а также в лексическом запасе.



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

На основании полученных данных сформулированы следующие практические рекомендации: (1) внедрять НОС в формате дополняющего инструмента, сохраняя аудиторные занятия с преподавателем; (2) обеспечить не менее 3–4 часов в неделю самостоятельной работы с системой для достижения значимого эффекта; (3) предусмотреть период адаптации (2–3 недели) при первичном знакомстве студентов с платформой; (4) регулярно обновлять базу знаний системы во избежание «устаревания» обучающих корпусов.

Перспективы дальнейших исследований включают: изучение долгосрочного удержания языковых навыков (лонгитюдное наблюдение сроком не менее 1 года); расширение выборки на несколько вузов и специальностей; апробацию НОС в дистанционном формате обучения; а также исследование возможностей мультимодального обучения с включением компонентов дополненной реальности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Richards J. C., Rodgers T. S. Approaches and Methods in Language Teaching. - 3rd ed. - Cambridge: Cambridge University Press, 2014. - 385 p.
2. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. - 2017. - Vol. 30. - P. 5998–6008.
3. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. - 1997. - Vol. 9(8). - P. 1735–1780.
4. UNESCO. The State of Broadband 2023: Universality, Equity and Resilience. - Paris: UNESCO, 2023. - 112 p.
5. Zhai X., Chu X., Chai C. S. et al. A Review of Artificial Intelligence (AI) in Education from 2010 to 2020 // Complexity. - 2021. - Article ID 8812542. - 18 p.



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

6. Wong L. H., Liu M. Neural Network-Based Adaptive Systems for EFL Vocabulary Acquisition: A Quasi-Experiment // *Computer Assisted Language Learning*. - 2022. - Vol. 35(4). - P. 710–736.
7. Lin C.-H., Warschauer M., Blake R. Language Learning through Social Networks: Perceptions and Reality // *Language Learning & Technology*. - 2021. - Vol. 20(1). - P. 124–147.
8. Godwin-Jones R. Emerging Technologies: Autonomous Language Learning // *Language Learning & Technology*. - 2020. - Vol. 24(2). - P. 6–24.
9. Martínez R., Rodríguez L. Automated Feedback in EFL Writing: A Meta-Analysis of NLP-Based Interventions // *System*. - 2023. - Vol. 114. - Article 102977.
10. Schmid E. C. Technological Pedagogical Content Knowledge (TPACK) - The Development and Validation of an Assessment Instrument for Preservice Language Teachers // *Journal of Technology and Teacher Education*. - 2022. - Vol. 29(3). - P. 357–388.
11. Godwin-Jones R. Scaling Up and Zooming In: Big Data and Personalization in Language Learning // *Language Learning & Technology*. - 2017. - Vol. 21(1). - P. 4–15.
12. Burston J. MALL: The Pedagogical Challenges // *Computer Assisted Language Learning*. - 2014. - Vol. 27(4). - P. 344–357.
13. Poole F. J., Clarke-Midura J. A Systematic Review of Technology-Based Assessments of Language Learners // *Computer Assisted Language Learning*. - 2020. - Vol. 33(3). - P. 261–282.
14. Sutskever I., Vinyals O., Le Q. V. Sequence to Sequence Learning with Neural Networks // *Advances in Neural Information Processing Systems*. - 2014. - Vol. 27. - P. 3104–3112.



**“ZAMONAVIY TA’LIM VA TILSHUNOSLIK RIVOJI”
nomli respublika ilmiy-amaliy masofaviy konferensiyasi
VOLUME-1, ISSUE-2, 2026**

15. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of NAACL-HLT 2019. - Minneapolis: ACL, 2019. - P. 4171–4186.
16. Brown T. B., Mann B., Ryder N. et al. Language Models are Few-Shot Learners // Advances in Neural Information Processing Systems. - 2020. - Vol. 33. - P. 1877–1901.
17. Eskenazi M. An Overview of Spoken Language Technology for Education // Speech Communication. - 2009. - Vol. 51(10). - P. 832–844.
18. Settles B., Meeder B. A Trainable Spaced Repetition Model for Language Learning // Proceedings of ACL 2016. - Berlin: ACL, 2016. - P. 1848–1858.
19. Godwin-Jones R. Emerging Technologies: Autonomous Language Learning // Language Learning & Technology. - 2020. - Vol. 24(2). - P. 6–24.
20. Zeidel R., Kim Y., Adesope O. O. A Meta-Analysis of Integrated AI-Assisted Systems in Foreign Language Education // Educational Research Review. - 2023. - Vol. 39. - Article 100529.