TASHENEV
UNIVERSITY

ТӘШЕНЕВ ХАБАРШЫСЫ
ВЕСТНИК ТАШЕНЕВА
BULLETIN OF TASHENEV

2026

№3(10) 2026

TASHENEV
UNIVERSITY

ЖҰМАБЕК
АХМЕТҰЛЫ
ТАШЕНЕВ
АТЫНДАҒЫ
УНИВЕРСИТЕТ

УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ
ЖУМАБЕКА
АХМЕТОВИЧА
ТАШЕНЕВА

ZHUMABEK
AKHMETOVICH
TASHENEV
UNIVERSITY

ТӘШЕНЕВ ХАБАРШЫСЫ

ВЕСТНИК ТАШЕНЕВА

BULLETIN OF TASHENEV

Ғылыми журнал

№3 (10) 2026

Шымкент
2026

УДК 001
ББК 72
Т29

Бас редактор:
Кульджабеков А.Б. – философия докторы (PhD)

Жауапты редактор:
Оралбекова А.К. – философия докторы (PhD)
Техникалық редактор:
Сыдықбай М.Д.

Редакция алқасы:
1. Агавелян Рубен Оганесович – псих.ғ.к., доцент, Новосібір мемлекеттік педагогикалық университеті
2. Займоглу Омер – философия докторы (PhD), профессор, Акдениз университеті
3. Сайфуллаева Р.Р. – ф.ғ.д., профессор., Мирзо Ұлықбек атындағы Өзбекстан ұлттық университеті
4. Курбанов М. – ф.ғ.д., профессор., Мирзо Ұлықбек атындағы Өзбекстан ұлттық университеті
5. Хамраева Х.Х. – ф.ғ.д., профессор м.а., Өзбекстан мемлекеттік хореография академиясы
6. Йулдашев И. – ф.ғ.д., профессор, Низами атындағы Өзбекстан ұлттық университеті
7. Сапарниязова М. – ф.ғ.д., профессор, Алфраганус университеті
8. Мамажанов М.Ю. – ф.ғ.д., профессор, Ферғана мемлекеттік университеті
9. Каримов С.А. – ф.ғ.д., профессор, Ш.Рашидов атындағы Самарқанд мемлекеттік университеті
10. Мустафа Демирчи – т.ғ.д., профессор, Сельжук университеті
11. Эржан Алкайя – ф.ғ.д., профессор, Фырат университеті
12. Умирбекова А.Н. – философия докторы (PhD), ҚР Президенті жанындағы Ұлттық ғылым академиясы
13. Иманкулова Л.Б. – философия докторы (PhD), Қазақ Ұлттық қыздар университеті
14. Байжуманова Б.Б. – псих.ғ.к., қауымдастырылған профессор, Л.Гумилев атындағы Еуразия Ұлттық университеті
15. Жолдасбекова С.А. – п.ғ.д., профессор, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті
16. Рысбекова Ж.К. – з.ғ.к., Ж.А.Тәшенев атындағы университет
17. Мамраймов С.Д. – философия докторы (PhD),, Ж.А.Тәшенев атындағы университет
18. Муминова Ш.С. – философия докторы (PhD), Ж.А.Тәшенев атындағы университет
19. Ботаева С.Б. – т.ғ.к., қауымдастырылған профессор, Ж.А.Тәшенев атындағы университет
20. Айткулова Г.А. – философия докторы (PhD), Ж.А.Тәшенев атындағы университет
21. Апашева С.Н. – тар.ғ.к., қауымдастырылған профессор, Ж.А.Тәшенев атындағы университет
22. Артыкбаева Ф.И. – философия докторы (PhD), Ж.А.Тәшенев атындағы университет
23. Бижан Н.Р. – з.ғ.к.., Ж.А.Тәшенев атындағы университет
24. Конакбаева У.Ж. – философия докторы (PhD), Ж.А.Тәшенев атындағы университет
25. Наралиева Ш.Д – философия докторы (PhD), Ж.А.Тәшенев атындағы университет

ISBN 978-601-08-5173-3

Журналға Қазақстан Республикасы Ақпарат және Қоғамдық даму министрлігі Ақпарат комитетіне есепке қою туралы **09.11.2023 ж. №KZ26VPY00081526 куәлігі берілген.**

Меншік иесі: «Жұмабек Ахметұлы Ташенев атындағы университеті» АҚ
Журнал 2024 жылдың сәуір айынан бастап шыға бастады. Жылына 4 рет жарық көреді.
Мақала авторларының пікірлері редакция көзқарасын білдірмейді. Мақалада баяндалған мәліметтердің шынайылығына авторлар жауап береді.

Редакцияның мекенжайы:
Шымкент қаласы, Қонаев к-сі, №21
e-mail: vestnik.tashenev@mail.ru

УДК 687.016
МРНТИ 64.33.14

УСТОЙЧИВОЕ РАЗВИТИЕ ИНДУСТРИИ МОДЫ И ДИЗАЙНА ОДЕЖДЫ В КАЗАХСТАНЕ

В.М.Джанпаизова [1], И.С. Ким [2]*, К.С.Асилова[3], А.А.Купенова[4]
[1]канд. хим. наук, ассоц. профессор,[2,3,4]магистр, старший преподаватель
АО «Университет имени Ж.А. Ташенева», г. Шымкент, Казахстан
*Автор-корреспондент: valeri-787@mail.ru

Аннотация. Цель исследования – оценить экономическую динамику лёгкой промышленности Казахстана в 2019–2025 годах и определить, какие технологические и проектные решения необходимы для перехода от роста выпуска к устойчивой модели индустрии моды. Эмпирическую базу составили официальные материалы Бюро национальной статистики Республики Казахстан, Правительства Республики Казахстан, Министерства промышленности и строительства и QazIndustry. Применены ретроспективный анализ временного ряда, расчёт цепных темпов изменения и среднегодового темпа роста, структурное сопоставление подотраслей и аналитическая интерпретация результатов. Объём выпуска увеличился со 115,8 млрд тенге в 2019 году до 259,5 млрд тенге в 2025 году, или на 124,1%. Среднегодовой номинальный темп роста составил 14,4%. В 2024 году зафиксировано снижение на 10,9%, после которого в 2025 году выпуск вырос на 22,6%. Текстильное производство формирует свыше 60% отраслевого выпуска, производство одежды — 32%, кожаная подотрасль — 6,5%. Полученные данные показывают расширение экономической базы отрасли, однако стоимостной рост не доказывает сокращение ресурсной нагрузки. Научная новизна состоит в разграничении экономической устойчивости выпуска и экологической устойчивости продукта, а также в предложенной системе направлений для дизайна одежды: долговечность, модульность, ремонтопригодность, использование вторичного сырья и прослеживаемость материалов.

Ключевые слова: устойчивая мода, дизайн одежды, лёгкая промышленность, текстиль, циркулярная экономика, Казахстан, апсайклинг, долговечность изделия

Введение

Индустрия моды объединяет проектирование одежды, производство текстильных материалов, изготовление готовых изделий, логистику, торговлю и послепродажное обращение продукции. Экономическая ценность отрасли сочетается с высокой материалоёмкостью и быстрым обновлением ассортимента. Поэтому устойчивое развитие в данной сфере нельзя сводить к использованию отдельных экологичных тканей. Оно требует согласования дизайна изделия, технологического процесса, продолжительности эксплуатации и способа обращения с продуктом после использования.

Международные исследования связывают основную экологическую нагрузку модной индустрии с производством волокон и тканей, окрашиванием, энергопотреблением, логистикой и преждевременным выводом одежды из эксплуатации [9]. Оценка повторного использования и переработки показывает, что экологический эффект зависит от замещения производства новой продукции, транспортного плеча и качества процессов переработки [10]. Следовательно, дизайнерское решение влияет на устойчивость через выбор материала, конструкцию, число деталей, возможность ремонта, совместимость компонентов и предполагаемый срок службы.

Для Казахстана проблема имеет дополнительное промышленное измерение. Отрасль зависит от импортных материалов, оборудования и фурнитуры, а внутренний спрос во многих сегментах удовлетворяется импортной продукцией [2]. Одновременно в стране имеется сырьевая база, производственные компетенции и растущий объём выпуска. В этих условиях

устойчивое развитие должно объединять локализацию цепочек стоимости, технологическое обновление, ресурсосбережение и повышение качества дизайна.

Цель исследования — оценить динамику производства лёгкой промышленности Казахстана за 2019–2025 годы и обосновать направления интеграции принципов устойчивого дизайна одежды в промышленную практику. Для достижения цели решены следующие задачи: сформирован сопоставимый временной ряд; рассчитаны цепные и среднегодовые темпы; проанализирована структура отрасли; определены границы интерпретации стоимостных показателей; предложена система технологических и дизайнерских мер.

Исследовательский вопрос сформулирован следующим образом: свидетельствует ли увеличение стоимостного объёма выпуска о формировании устойчивой индустрии моды и какие дополнительные показатели необходимы для такой оценки? Рабочая гипотеза состояла в том, что рост производства создаёт экономическую основу для устойчивой трансформации, но сам по себе не подтверждает снижение экологической нагрузки.

Материалы и методы исследований

Исследование выполнено как ретроспективный количественный анализ вторичных открытых данных. Единицей наблюдения являлся календарный год. Период 2019–2025 годов выбран потому, что он охватывает докризисный уровень, пандемийные изменения, последующее расширение выпуска, спад 2024 года и восстановление 2025 года.

Исходный показатель — объём производства продукции лёгкой промышленности в текущих ценах, млрд тенге. Значения собраны из материалов QazIndustry, Правительства Республики Казахстан, отраслевых документов и государственных отчётов [1–8]. Приоритет отдавался источникам, прямо ссылающимся на данные Бюро национальной статистики. Для спорных значений выполнялось сопоставление с темпами последующего года. Все значения приведены в млрд тенге с точностью до одного десятичного знака.

Цепной номинальный темп изменения рассчитывался по формуле:

$$g_t = (V_t / V_{t-1} - 1) \times 100\%,$$

где V_t — объём выпуска в текущем году; V_{t-1} — объём выпуска в предыдущем году. Среднегодовой темп роста определялся как сложный годовой темп роста:

$$CAGR = (V_{2025} / V_{2019})^{1/6} - 1.$$

Структурное сопоставление выполнено по опубликованным долям текстильных изделий, одежды и кожаной продукции за 2025 год [8]. Показатель «свыше 60%» для текстильного сегмента сохранён как нижняя граница и не преобразовывался в точечную оценку. Статистический анализ носит описательный характер. Небольшое число годовых наблюдений и различие между стоимостными и физическими индексами не позволяют строить причинную модель или оценивать экологический эффект.

Для проверки воспроизводимости создана электронная книга, содержащая исходные значения, формулы цепных темпов, расчёт CAGR, таблицу источников и связанные диаграммы. Генеративный ИИ OpenAI ChatGPT Work применялся 11 октября 2026 года для подготовки черновой структуры, языкового редактирования и программного прототипирования таблиц и расчётов. Основные запросы касались структуры IMRAD, проверки логики интерпретации и построения воспроизводимого набора расчётов. Все числовые значения, ссылки и выводы должны быть окончательно проверены авторами. С учётом редакционной политики журнала графики и таблицы перед подачей следует самостоятельно воспроизвести авторами в Excel из приложенного набора данных.

Результаты исследований

Таблица 1 — Динамика объёма производства лёгкой промышленности Казахстана

Год	Объём, млрд тг	Изменение, млрд тг	Темп, %

2019	115,8	—	—
2020	128,7	12,9	11,1
2021	139,9	11,2	8,7
2022	193,2	53,3	38,1
2023	237,4	44,2	22,9
2024	211,6	−25,8	−10,9
2025	259,5	47,9	22,6

Источник: составлено по данным [2–8]. Стоимостные показатели приведены в текущих ценах.

За рассматриваемый период объём выпуска увеличился на 143,7 млрд тенге. Совокупный прирост составил 124,1%, то есть показатель 2025 года был в 2,24 раза выше уровня 2019 года. CAGR равен 14,4%. Среднее арифметическое цепных номинальных темпов составило 15,4%, однако стандартное отклонение достигло 16,6 процентного пункта. Такое соотношение указывает на высокую волатильность годовой динамики.

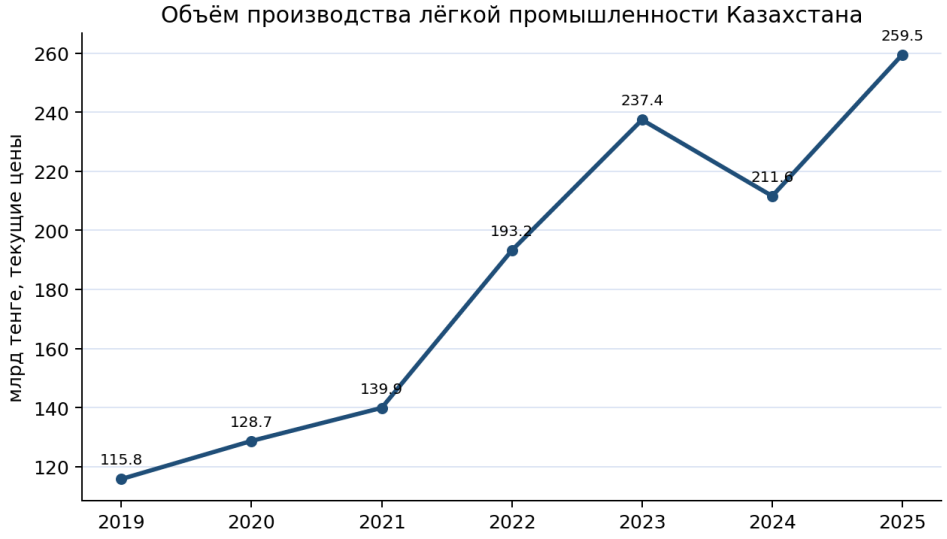


Рисунок 1 — Динамика стоимостного объёма выпуска лёгкой промышленности в 2019–2025 годах

Источник: построено по данным [2–8].

На первом этапе, в 2019–2021 годах, наблюдался умеренный рост: 11,1% в 2020 году и 8,7% в 2021 году. В 2022 году абсолютное увеличение достигло 53,3 млрд тенге, а цепной темп — 38,1%. В 2023 году рост продолжился, но замедлился до 22,9%. В 2024 году объём снизился на 25,8 млрд тенге, после чего в 2025 году увеличился на 47,9 млрд тенге и достиг максимального значения ряда.

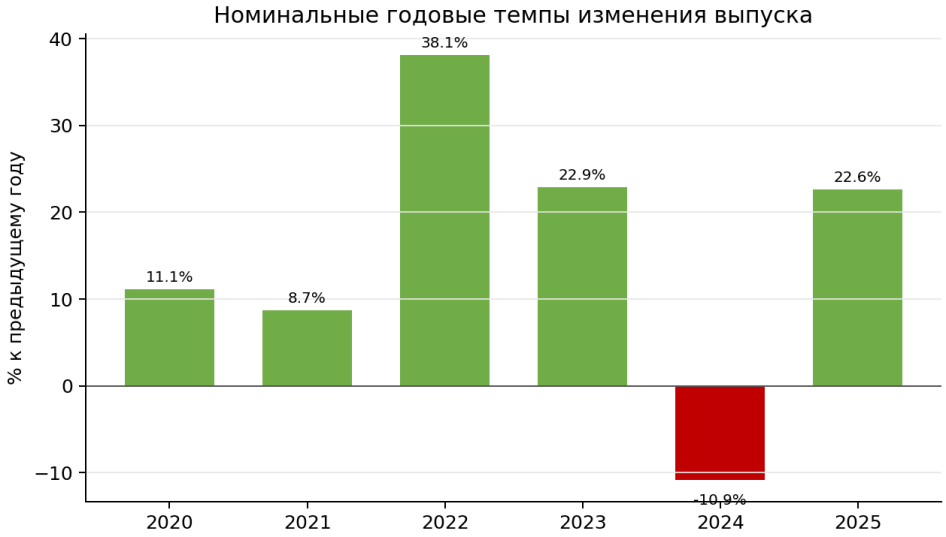


Рисунок 2 — Цепные номинальные темпы изменения объёма выпуска
Источник: расчёты авторов по данным [2–8].

Сопоставление стоимостной динамики с опубликованными индексами физического объёма подтверждает необходимость осторожной интерпретации. В 2024 году ИФО отрасли составил 86,8%, что согласуется со снижением стоимостного выпуска. В 2025 году производство выросло на 22,6% в стоимостном выражении, тогда как опубликованный рост физического объёма составлял 13,2% [7, 8]. Разница отражает влияние цен, структуры продукции и методологии расчёта.

Таблица 2 — Структура лёгкой промышленности Казахстана в 2025 году

Сегмент	**Доля, %**	**Интерпретация**
Текстильные изделия	свыше 60	Доминирующий технологический сегмент
Производство одежды	32,0	Основная сфера применения дизайна готового изделия
Кожа и изделия из кожи	6,5	Меньший, но самостоятельный материальный сегмент

Источник: данные Правительства Республики Казахстан [8]. Доли опубликованы с округлением, поэтому не использовались для восстановления точных стоимостных объёмов.

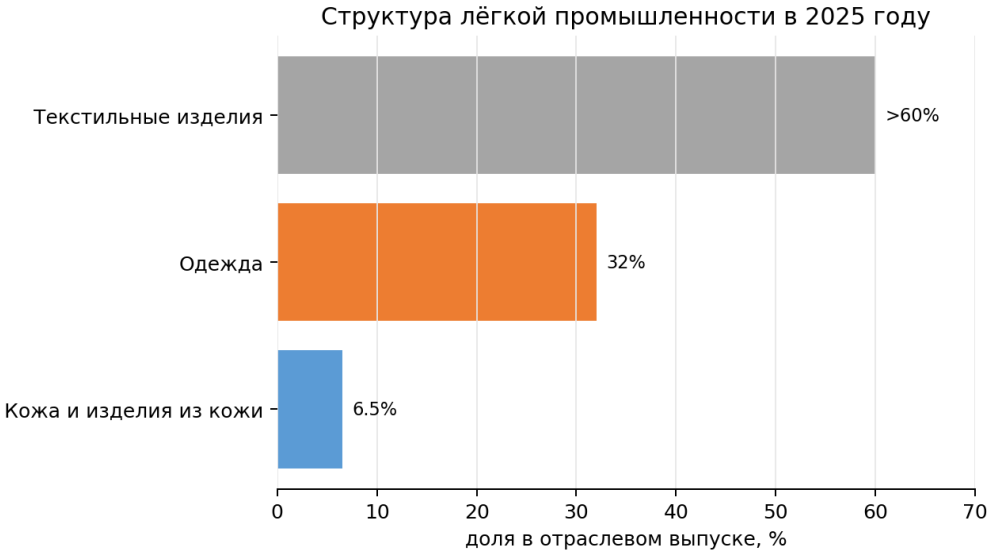


Рисунок 3 — Опубликованные доли сегментов лёгкой промышленности в 2025 году
Источник: построено по данным [8]; значение текстильного сегмента является нижней границей.

Преобладание текстильного сегмента показывает, что устойчивость отрасли во многом определяется технологиями получения волокон, прядения, ткачества, отделки и окрашивания. Однако производство одежды формирует почти треть выпуска и непосредственно связывает промышленную технологию с проектными решениями дизайнера. Конструкция изделия определяет расход материала, сложность сборки, ремонтопригодность и возможность разборки после использования.

Обсуждение результатов исследований

Анализ собранных эмпирических данных демонстрирует планомерный рост финансово-экономических масштабов отрасли. Увеличение объема производства формирует необходимые финансовые условия для технического перевооружения фабрик, развития местной сырьевой базы и перехода на цифровые методы конструирования. Однако исключительно стоимостная оценка не позволяет судить об экологической емкости производства — она не учитывает удельное потребление ресурсов (воды и электроэнергии), происхождение волокон, объем межлекальных отходов и долговечность готовой продукции. Следовательно, положительная финансовая динамика является лишь базовой предпосылкой, но не гарантией экологической трансформации.

Для Казахстана ключевой вектор устойчивого развития связан с глубокой переработкой собственного сырьевого потенциала. Южные регионы страны (в частности, Туркестанская область и г. Шымкент) обладают мощным кластерным потенциалом в сфере хлопководства и первичной обработки текстиля, а также значительными ресурсами грубой и полугрубой овечьей и верблюжьей шерсти. Включение местного натурального сырья в локальные цепочки создания стоимости снижает углеродный след транспортировки (scope 3) и создает сырьевую основу для национальной школы устойчивого дизайна.

Результаты согласуются с международным подходом, согласно которому экологическая эффективность должна оцениваться по жизненному циклу продукта [9, 10]. Замена материала на переработанный вариант не гарантирует общего снижения воздействия, если изделие быстро выходит из эксплуатации или его конструкция затрудняет ремонт. Аналогично, увеличение локального выпуска может сокращать отдельные логистические операции, но экологический результат зависит от энергетического баланса, технологии отделки и фактического срока службы.

Промышленная динамика 2022–2025 годов показывает, что отрасль способна быстро расширяться, но остаётся чувствительной к изменению спроса, цен и структуры заказов.

Снижение 2024 года не было продолжительным, однако оно выявило ограниченность оценки устойчивости по линейному тренду. Для предприятий необходимы показатели, которые соединяют объём выпуска с эффективностью использования ресурсов и качеством продукта.

Направления устойчивого дизайна одежды

Первое направление — проектирование долговечных изделий с опорой на локальное сырьё. Дизайнер должен задавать требования к прочности материала, устойчивости швов, возможности замены фурнитуры и сохранению формы после циклов ухода. В контексте Казахстана особое значение имеет использование смесовых и чистых натуральных волокон на основе местной шерсти и хлопка, обладающих естественной износостойкостью и терморегулирующими свойствами. Долговечность таких материалов необходимо подтверждать лабораторными и технологическими испытаниями, а не декларировать как стилистическое свойство.

Второе направление — модульность и ремонтопригодность. Съёмные элементы, унифицированная фурнитура и доступ к конструктивно нагруженным участкам упрощают ремонт. Для корпоративной и специальной одежды это может снизить частоту полной замены комплекта.

Третье направление — оптимизация раскладки и использование межлекальных выпадов. Цифровая раскладка позволяет измерять коэффициент использования материала. Остатки стабильного состава могут применяться в малых деталях, аксессуарах или апсайклинг-линиях при условии технологической и санитарной пригодности.

Четвёртое направление — проектирование для разборки. Смешение материалов и неразъёмные соединения могут затруднять последующую переработку. Маркировка состава, сокращение числа несовместимых компонентов и понятная схема разборки повышают вероятность возврата материалов в производственный цикл.

Пятое направление — цифровая прослеживаемость цепочки поставок. Карта материала должна фиксировать происхождение сырья (например, крестьянские хозяйства Южного Казахстана, текстильные фабрики Шымкента), состав, партию, применённые экологичные виды отделки, рекомендации по уходу и вариант обращения после использования (апсайклинг, компостирование чистых шерстяных/хлопковых волокон). Такая прослеживаемость гарантирует локализацию производства и прозрачность жизненного цикла изделия.

Таблица 3 — Предлагаемые показатели устойчивого проектирования одежды

Этап	Показатель	Единица
Раскрой	Коэффициент использования настила	%
Производство	Масса отходов на единицу изделия	г/изделие
Конструкция	Доля заменяемых элементов	%
Эксплуатация	Число циклов носки или ухода до отказа	циклы
Ремонт	Среднее время типового ремонта	мин
Конец жизненного цикла	Доля компонентов, пригодных для разборки	%
Материалы	Доля вторичного или сертифицированного сырья	%

Предложенная система показателей переводит общие принципы устойчивой моды в измеримые требования технического задания. Она может использоваться при разработке капсульных коллекций, специальной одежды и малосерийной продукции. Для публикационного подтверждения эффективности системы требуется следующий этап исследования: изготовление контрольных образцов и сравнение традиционной и устойчивой конструкции по расходу материала, времени сборки, ремонтопригодности и результатам испытаний.

Ограничения исследования

Исследование имеет четыре ограничения. Во-первых, стоимостные показатели приведены в текущих ценах и зависят от инфляции. Во-вторых, полный ряд ИФО по одинаковой методике не был доступен для каждого года в использованном корпусе источников. В-третьих, агрегированные данные не позволяют оценить различия между предприятиями и видами продукции. В-четвёртых, в официальной статистике отсутствует сопоставимый годовой ряд по текстильным отходам, долговечности изделий и доле вторичного сырья. По этой причине статья не утверждает, что экологическая нагрузка отрасли снизилась.

Заключение

За период 2019–2025 гг. легкая промышленность Республики Казахстан продемонстрировала существенный рост валового выпуска — с 115,8 млрд до 259,5 млрд тенге (общий прирост 124,1% при среднегодовом темпе 14,4%). Вместе с тем развитие отрасли характеризовалось неравномерностью: за периодом высокой активности 2022–2023 гг. последовал спад в 2024 году (-10,9%), сменившийся интенсивным восстановлением в 2025 году (+22,6%).

Увеличение рыночных объемов создает лишь материальный фундамент для переоснащения предприятий, не выступая прямым подтверждением экологизации модной индустрии. Комплексная оценка требует внедрения физических критериев, фиксирующих прямые затраты сырья и энергии, а также эксплуатационный ресурс швейных изделий.

Для предприятий лёгкой промышленности предложено включать в техническое задание показатели коэффициента использования материала, отходов на единицу продукции, ремонтопригодности, долговечности и разборки изделия. Дизайн одежды в этой системе выступает инструментом управления ресурсами на протяжении жизненного цикла продукта.

Дальнейшее исследование целесообразно проводить на уровне конкретных моделей одежды. Контрольную и экспериментальную конструкции следует изготовить из сопоставимых материалов, после чего измерить расход ткани, длительность технологических операций, массу отходов, прочность соединений и время ремонта. Такой дизайн позволит проверить, обеспечивают ли предложенные решения измеримое ресурсосбережение.

Финансирование

Исследование выполнено без внешнего финансирования.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Список литературы:

1. Бюро национальной статистики Агентства по стратегическому планированию и реформам Республики Казахстан. Статистика промышленного производства [Электронный ресурс]. URL: https://stat.gov.kz/ru/industries/business-statistics/stat-industrial-production/ (дата обращения: 11.10.2026).

2. Социальная стабильность и сохранение занятости: промышленный сектор Казахстана завершил 2020 год с положительной динамикой темпов развития [Электронный ресурс] // Официальный информационный ресурс Премьер-министра Республики Казахстан. 2021. URL: https://primeminister.kz/ru/news/reviews/socialnaya-stabilnost-i-sohranenie-zanyatosti-promyshlennyy-sektor-kazahstana-zavershil-2020-god-s-polozhitelnoy-dinamikoy-tempov-razvitiya-2312711 (дата обращения: 11.10.2026).

3. Лёгкая промышленность в 2020 году [Электронный ресурс] // QazIndustry. 2021. URL: https://qazindustry.gov.kz/ru/article/1830-legkaya-promyshlennost-v-2020-godu (дата обращения: 11.10.2026).

4. Об утверждении Программы развития внутристрановой ценности и экспортоориентированных производств [Электронный ресурс] // ИПС «Әділет». URL: https://old.adilet.zan.kz/rus/docs/P2200000452/compare (дата обращения: 11.10.2026).

5. Отраслевая рамка квалификаций. Лёгкая промышленность [Электронный ресурс]. 2024. UR: https://career.enbek.kz/storage/ork/docs/1724308819ОРК%20легкая%20промышленность.pdf (дата обращения: 11.10.2026).

6. Высшая аудиторская палата Республики Казахстан. Материалы государственного аудита развития промышленности [Электронный ресурс]. 2025. URL: https://www.gov.kz/uploads/2025/7/31/462148e4c948db186231d5fe9c91aab2_original.7593338.pdf (дата обращения: 11.10.2026).

7. Казахстан отмечает День работников лёгкой промышленности [Электронный ресурс] // Министерство промышленности и строительства Республики Казахстан. 2026. URL: https://www.gov.kz/memleket/entities/mps/press/news/details/1240394?lang=ru (дата обращения: 11.10.2026).

8. Социально значимая отрасль: МПС совместно с бизнес-сообществом приступают к разработке программы развития лёгкой промышленности [Электронный ресурс] // Официальный информационный ресурс Премьер-министра Республики Казахстан. 2026. URL: https://primeminister.kz/ru/news/socialno-znacimaia-otrasl-mps-sovmestno-s-biznes-soobshhestvom-pristupaiut-k-razrabotke-programmy-razvitiia-legkoi-promyslennosti-31144 (дата обращения: 11.10.2026).

9. Niinimäki K., Peters G., Dahlbo H., Perry P., Rissanen T., Gwilt A. The environmental price of fast fashion // Nature Reviews Earth & Environment. 2020. Vol. 1. P. 189–200. DOI: 10.1038/s43017-020-0039-9.

10. Sandin G., Peters G. M. Environmental impact of textile reuse and recycling: A review // Journal of Cleaner Production. 2018. Vol. 184. P. 353–365. DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.02.266.

11. Bocken N. M. P., de Pauw I., Bakker C., van der Grinten B. Product design and business model strategies for a circular economy // Journal of Industrial and Production Engineering. 2016. Vol. 33, No. 5. P. 308–320. DOI: 10.1080/21681015.2016.1172124.

12. Ellen MacArthur Foundation. A New Textiles Economy: Redesigning Fashion’s Future. Cowes: Ellen MacArthur Foundation, 2017. 150 p.

13. Добронравова Ю. А. Устойчивая индустрия моды в ЕС: роль эко-инноваций // Beneficium. 2019. № 2 (31). С. 4–12. DOI: 10.34680/BENEFICIUM.2019.2(31).4-12.

14. Кудрявцева О. В., Куликова Т. А. Устойчивое развитие компаний в индустрии моды и лояльность потребителей // Научные исследования экономического факультета. Электронный журнал. 2024. Т. 16, вып. 2. С. 80–99. DOI: 10.38050/2078-3809-2024-16-2-80-99.

15. Zou Y., Pintong S., Shen T., Luh D.-B. Evaluation and trend of fashion design research: visualization analysis based on CiteSpace // Fashion and Textiles. 2022. Vol. 9. Article 45. DOI: 10.1186/s40691-022-00316-6.

16. European Commission. EU Strategy for Sustainable and Circular Textiles. COM(2022) 141 final. Brussels, 2022.

ҚАЗАҚСТАНДАҒЫ СӘН ИНДУСТРИЯСЫ МЕН КИІМ ДИЗАЙНЫНЫҢ ТҰРАҚТЫ ДАМУЫ

В.М.Джанпаизова[1], И.С. Ким[2]*, К.С.Асилова [3], А.А.Купенова [4]
[1]х.ғ.к., қаумд. профессор,[2,3,4]магистр, аға оқытушы
valeri-787@mail.ru

Аңдатпа. Зерттеудің мақсаты — 2019–2025 жылдардағы Қазақстанның жеңіл өнеркәсібінің экономикалық динамикасын бағалау және өндіріс көлемінің өсуінен сән индустриясының тұрақты моделіне көшу үшін қажетті технологиялық және жобалық шешімдерді анықтау. Эмпирикалық негізді Қазақстан Республикасы Ұлттық статистика бюросының, Үкіметтің, Өнеркәсіп және құрылыс министрлігінің және QazIndustry ұйымының ашық деректері құрады. Уақыттық қатарға ретроспективті талдау жасалып, тізбекті өзгеру қарқыны мен орташа жылдық өсу қарқыны есептелді. Өндіріс көлемі 2019 жылғы 115,8 млрд теңгеден 2025 жылы 259,5 млрд теңгеге дейін немесе 124,1%-ға өсті. Орташа жылдық номиналды өсу қарқыны 14,4% болды. 2024 жылы 10,9%-дық төмендеу байқалып, 2025 жылы өндіріс 22,6%-ға артты. Нәтижелер саланың экономикалық базасының кеңейгенін көрсетеді, бірақ құндық өсім ресурстық жүктеменің азайғанын дәлелдемейді. Киім дизайны үшін ұзақ пайдалану, модульдік құрылым, жөндеуге жарамдылық, қайталама шикізат және материалдардың қадағалануы бағыттары ұсынылды.

Кілт сөздер: тұрақты сән, киім дизайны, жеңіл өнеркәсіп, тоқыма, айналмалы экономика, Қазақстан, апсайклинг, бұйымның ұзақ пайдаланылуы.

SUSTAINABLE DEVELOPMENT OF THE FASHION INDUSTRY AND CLOTHING DESIGN IN KAZAKHSTAN

V.M. Janpaizova, I.S. Kim, K.S.Asilova , A.A.Kupenova
Zh.A. Tashenov University, Shymkent, Kazakhstan

Abstract. The study evaluates the economic dynamics of Kazakhstan’s light industry in 2019–2025 and identifies technological and design measures required to move from output growth toward a sustainable fashion model. The empirical base consists of open data published by the Bureau of National Statistics of Kazakhstan, the Government of Kazakhstan, the Ministry of Industry and Construction, and QazIndustry. The methods include retrospective time-series analysis, chain growth rates, compound annual growth rate, structural comparison, and analytical interpretation. Industry output increased from KZT 115.8 billion in 2019 to KZT 259.5 billion in 2025, a cumulative nominal increase of 124.1%. The compound annual growth rate was 14.4%. Output declined by 10.9% in 2024 and recovered by 22.6% in 2025. Textiles account for more than 60% of industry output, apparel for 32%, and leather products for 6.5%. The results indicate expansion of the industry’s economic base, but nominal growth does not demonstrate a reduction in environmental pressure. The study distinguishes economic output resilience from product-level environmental sustainability and proposes measurable design priorities: durability, modularity, repairability, recycled inputs, disassembly, and material traceability.

Key words: sustainable fashion, clothing design, light industry, textiles, circular economy, Kazakhstan, upcycling, product durability.

UDC 37.091.26:811.111
SRSTI 14.35.09

THE EFFECTIVENESS OF FORMATIVE ASSESSMENT AND DIGITAL FEEDBACK IN IMPROVING ENGLISH LANGUAGE LEARNING OUTCOMES

[1]Mirzagalikova Saule Tazhibayevna,
[2]Kurmanbek Zhanat Duysenbekkyzy
[1]Master of Pedagogical Sciences, senior lecturer of the department "World languages"
Zhumabek Akhmetuly Tashenev University, Shymkent, mirzagalikova_saule@mail.ru
[2]English teacher at School-gymnasium No.26 named after Zhambyl,
Shymkent city, zhambyl1971@mail.ru

Abstract. Formative assessment and digital feedback have become important components of contemporary English language education due to their potential to enhance students' learning progress, motivation, and language performance. This article examines the effectiveness of formative assessment strategies and digital feedback tools in improving English language learning outcomes. The study analyzes theoretical perspectives and current research on assessment for learning, feedback practices, and educational technologies. The findings indicate that formative assessment supports students' understanding of learning objectives, encourages active participation, and helps teachers identify learners' difficulties at an early stage. Digital feedback contributes to timely correction, learner autonomy, and continuous improvement of language skills.

Key words: formative assessment, digital feedback, English language learning, assessment for learning, feedback strategies, educational technology.

Introduction

Assessment has always played a significant role in the process of education, influencing both teaching practices and students' learning experiences. Assessment is not limited to measuring students' final achievements in foreign language education, it also serves as a mechanism for supporting learning development. Traditional assessment approaches often emphasize final examinations and grades while modern educational theories increasingly highlight the importance of continuous assessment, learner involvement and constructive feedback. Students need regular guidance to improve their vocabulary in English language teaching, grammar, pronunciation, speaking, listening, reading and writing skills. Learners may continue repeating the same mistakes without timely feedback and experience difficulties in monitoring their own progress. Formative assessment has become an essential approach that allows teachers and students to use assessment information to improve learning processes.

Formative assessment refers to activities undertaken by teachers and learners to obtain information about learning progress and use this information to modify teaching and learning strategies. Summative assessment which evaluates achievement at the end of an instructional period and formative assessment focuses on continuous improvement. The development of digital technologies has significantly expanded opportunities for formative assessment. Digital platforms provide teachers with tools for creating interactive tasks, monitoring student performance and delivering immediate feedback. Applications such as Google Classroom, Moodle, Microsoft Teams, Kahoot!, Quizizz and electronic portfolios enable more flexible and personalized assessment practices. Digital feedback has become particularly relevant in language learning because students require frequent correction and guidance. Written comments, audio feedback, automated responses and online discussions allow learners to understand their mistakes and make improvements. Digital feedback can be provided immediately increasing students' awareness and engagement. The effectiveness of formative assessment and digital feedback depends not only on technological availability but also on pedagogical principles. Poorly designed feedback may confuse learners while

excessive dependence on automated assessment may reduce meaningful teacher–student interaction [1].

This article aims to examine the effectiveness of formative assessment and digital feedback in improving English language learning outcomes. The study focuses on theoretical foundations, practical applications, benefits, challenges and recommendations for effective implementation. Formative assessment has become one of the most influential concepts in modern educational theory. It represents a shift from assessment of learning toward assessment for learning. The main purpose of formative assessment is not simply to measure achievement but to provide information that helps students progress.

Literature Review

Formative assessment has become one of the most influential concepts in modern educational theory. It represents a shift from assessment of learning toward assessment for learning. The main purpose of formative assessment is not simply to measure achievement but to provide information that helps students progress.

Black and Wiliam (1998) emphasize that formative assessment improves learning when evidence about students' understanding is used to adapt teaching methods. This approach requires active cooperation between teachers and learners. Key characteristics of formative assessment include clarification of learning objectives, continuous monitoring of progress, provision of constructive feedback, student self-assessment, peer assessment or adaptation of teaching strategies [2].

In English language classrooms formative assessment may include vocabulary quizzes, speaking activities, writing drafts, classroom discussions, reflective journals and online assignments. During a writing task a teacher may provide feedback on grammar accuracy, organization and vocabulary use before students submit the final version. This process allows learners to revise their work and improve language competence.

Feedback is considered one of the most powerful factors influencing student achievement. In language learning feedback helps students recognize errors, understand linguistic patterns and develop strategies for improvement.

Instead of simply marking a sentence as incorrect a teacher can explain why a grammatical structure is inappropriate and provide examples of correct usage.

Digital technologies have transformed feedback practices by making feedback faster and more accessible. Students can receive comments on written assignments, automated grammar suggestions, audio responses and online recommendations. The theoretical foundation of formative assessment is closely connected with the concept of Assessment for Learning (AfL). Traditional assessment approaches that focus primarily on measuring achievement and AfL views assessment as an integral part of the learning process [3].

Assessment becomes formative when evidence collected during instruction is used to make decisions that improve student learning. This means that assessment results should not only indicate what students know but also guide teachers and learners toward future improvement.

In English language education Assessment for Learning emphasizes the importance of understanding students' current abilities and identifying areas requiring further development. If a teacher notices that students have difficulty using past tense forms during speaking activities additional practice and targeted feedback can be provided immediately. These principles are especially relevant in foreign language learning because language development is a gradual process requiring continuous practice and correction.

Another important theoretical perspective underlying formative assessment is Vygotsky's Sociocultural Theory of Learning. Learning occurs through interaction, communication and guidance from more knowledgeable individuals. The concept of the Zone of Proximal Development (ZPD explains that learners can achieve higher levels of performance when they receive appropriate support. Feedback functions as a form of instructional support that helps students move from their current level of competence toward more advanced performance. When students complete an online writing assignment digital comments from the teacher can guide them toward improving sentence

structure, vocabulary choice and coherence. So digital feedback does not replace the teacher's role but expands opportunities for meaningful interaction and personalized support [4].

The development of educational technologies has transformed assessment practices by providing new methods of collecting, analyzing and communicating information about student learning. Platforms such as Google Classroom, Moodle, Canvas, Quizizz, Kahoot! and Microsoft Teams allow teachers to organize formative assessment activities efficiently.

Technology itself does not guarantee improved learning outcomes. The effectiveness of digital assessment depends on how teachers integrate technological tools with sound pedagogical principles.

Methodology

Research Design. This study employs a qualitative analytical research approach based on a review of theoretical literature and empirical studies related to formative assessment or digital feedback and English language learning.

The purpose of the analysis is to identify major educational mechanisms through which formative assessment and digital feedback influence students' language development.

The study examines three main dimensions:

1. The influence of formative assessment on student engagement and achievement.
2. The role of digital feedback in improving language skills.
3. The pedagogical conditions required for effective implementation.

The research is based on scholarly publications in educational assessment, second language acquisition and digital learning. The analyzed sources include theoretical works on formative assessment, empirical studies on feedback effectiveness, research on technology-enhanced language learning, publications on digital educational platforms. The analysis follows a thematic approach focusing on motivation, learner autonomy, feedback effectiveness, assessment practices and improvement of English language skills.

The findings are interpreted from the perspective of modern educational theories, including Assessment for Learning, Sociocultural Theory and technology-enhanced learning approaches. The research is based on scholarly publications in educational assessment, second language acquisition, and digital learning.

Results and Discussion

The analysis of existing research demonstrates that formative assessment has a significant positive influence on students' English language learning outcomes.

One of the main advantages of formative assessment is that it allows teachers to identify students' difficulties at an early stage. Teachers can continuously monitor progress and adjust instructional strategies. Regular vocabulary checks can reveal which words students have difficulty remembering. Speaking activities can show problems with pronunciation, fluency or grammatical accuracy. This immediate identification of learning gaps allows teachers to provide targeted support [5].

Formative assessment also increases students' awareness of their own learning processes. When learners understand assessment criteria and receive constructive feedback they become more capable of evaluating their strengths and weaknesses. This contributes to the development of learner autonomy, which is particularly important in foreign language education. Formative assessment transforms students from passive recipients of knowledge into active participants in the learning process.

Digital feedback provides significant opportunities for improving English language learning outcomes because it allows students to receive information about their performance quickly and continuously. Traditional feedback methods often involve delays between task completion and teacher response. During this period students may forget their reasoning or lose opportunities to correct misunderstandings. Digital feedback reduces this limitation by providing immediate responses [6].

Immediate feedback supports deeper learning because students can connect errors with explanations while the learning experience is still active. But digital feedback should not be limited to automatic correction. Automated systems can identify surface-level errors but may not always

explain complex language problems. A grammar-checking program may identify an incorrect sentence but cannot always explain the communicative meaning or contextual appropriateness. Teacher involvement remains essential. The most effective approach combines automated feedback with personalized teacher guidance.

Modern digital platforms provide various opportunities for implementing formative assessment. Google Classroom enables teachers to organize assignments, provide written feedback and monitor student progress. In English language learning it can be used for essay writing, vocabulary assignments, reading comprehension tasks or speaking projects. Students can receive comments, revise their work and submit improved versions.

Kahoot! is widely used for interactive classroom assessment. Teachers can use Kahoot! for vocabulary revision, grammar practice and comprehension checks. But excessive competition may create anxiety among some learners, especially students with lower proficiency levels.

Quizizz provides opportunities for self-paced assessment. As traditional classroom quizzes students can complete activities according to their own learning speed. This feature supports differentiated instruction and reduces pressure. These systems are particularly useful in blended and online learning contexts. Several challenges must be considered [7].

1. Digital Competence of Teachers. Effective implementation requires teachers to possess sufficient digital literacy. Teachers need skills in selecting appropriate digital tools, designing online assessment tasks, interpreting digital learning data, providing effective online feedback. Technology may be used superficially.

2. Quality of Feedback. Not all feedback contributes equally to learning improvement. Feedback should be specific, constructive, understandable, connected with learning objectives. Simply indicating that an answer is wrong does not help students understand how to improve.

3. Student Motivation and Engagement. Although digital tools can increase engagement students may become dependent on external feedback. Teachers should encourage self-assessment and reflection. The ultimate goal of formative assessment is not only correcting mistakes but developing students' ability to regulate their own learning.

4. Technological Accessibility. Not all students have equal access to digital devices and reliable internet connections. Educational institutions should consider technological inequalities when implementing digital assessment systems.

Conclusion

The present study examined the effectiveness of formative assessment and digital feedback in improving English language learning outcomes through an analysis of theoretical perspectives, existing empirical research and contemporary educational practices. The findings of the literature review suggest that formative assessment and technology-supported feedback can contribute to the development of students' language proficiency, learning motivation, self-regulation and active participation in the educational process.

Formative assessment plays a particularly important role in English language education because language acquisition is a continuous and multidimensional process. The development of listening, speaking, reading, writing, vocabulary and grammatical competence requires regular practice, monitoring and instructional support. As summative assessment which primarily evaluates students' achievements at the end of an instructional period, formative assessment provides opportunities to identify learning difficulties during instruction and implement appropriate corrective measures.

One of the principal advantages of formative assessment is its capacity to establish a continuous connection between teaching, assessment and learning. By collecting evidence of students' understanding and using this information to adjust instructional strategies teachers can create more responsive and learner-centered educational environments. The active involvement of students in self-assessment, peer assessment and reflective learning activities promotes greater responsibility for individual progress.

The analysis also highlights the significant pedagogical potential of digital feedback. Contemporary educational technologies provide opportunities for delivering timely, accessible and individualized responses to students' performance. Digital platforms such as Google Classroom,

Moodle, Quizizz and Kahoot! enable teachers to organize interactive assessment activities, monitor learning progress and provide feedback that supports continuous improvement.

Digital feedback in English language learning can be particularly valuable for developing writing accuracy, grammatical competence, vocabulary knowledge and reading comprehension. Automated feedback systems may help learners identify certain linguistic errors while personalized teacher comments can provide more detailed explanations and guidance regarding language use, coherence and communicative appropriateness. The effectiveness of digital feedback cannot be determined solely by its speed or technological sophistication. Feedback becomes educationally meaningful when learners understand the information provided and use it to improve their subsequent performance. Teachers should ensure that feedback is specific, constructive, comprehensible and directly connected with learning objectives.

The study further demonstrates that formative assessment and digital feedback should be considered complementary components of a comprehensive instructional approach. Their integration can support differentiated instruction, learner autonomy and the development of self-regulated learning strategies. Several challenges must be addressed. These include differences in teachers' digital competence, unequal access to technological resources, the limitations of automated feedback and the possibility of excessive dependence on external evaluation. Educational institutions should provide appropriate professional development opportunities and technological support to facilitate effective implementation [8].

The findings also emphasize the importance of balancing digital assessment with meaningful teacher–student interaction. But technology can improve the efficiency of assessment procedures, it cannot fully replace the pedagogical judgment, emotional support and contextual understanding provided by teachers. English language teachers are encouraged to integrate formative assessment into everyday instructional activities from a practical perspective, establish transparent assessment criteria, provide actionable feedback and involve students in monitoring their own progress.

The principal contribution of this article lies in highlighting the relationship between formative assessment, digital feedback, and the development of English language competence. The reviewed research provides a theoretical basis for understanding how assessment practices can support language learning when implemented systematically and purposefully. Because the present study is based on a literature review rather than an original classroom experiment, its conclusions should not be interpreted as direct empirical evidence of causal effectiveness in a particular educational setting.

Future research should examine the long-term impact of digital formative assessment on language proficiency through experimental and longitudinal research designs. Particular attention should be given to differences between automated and teacher-generated feedback, students' perceptions of digital assessment and the effectiveness of feedback across different language skills and proficiency levels. So formative assessment and digital feedback represent valuable pedagogical approaches that can improve the quality of English language education when integrated with clear learning objectives, meaningful instructional activities and continuous learner support. Their effective application can contribute to more interactive, personalized and reflective learning environments in which assessment serves not merely as a measurement of achievement but as an essential mechanism for promoting language development.

References:

1. Andrade, H. L., & Heritage, M. (2018). Using formative assessment to enhance learning, achievement, and academic self-regulation. Routledge. https://doi.org/10.4324/9781315623856

2. Black, P., & Wiliam, D. (1998). Assessment and classroom learning. Assessment in Education: Principles, Policy & Practice, 5(1), 7–74. https://doi.org/10.1080/0969595980050102

3. Black, P., & Wiliam, D. (2009). Developing the theory of formative assessment. Educational Assessment, Evaluation and Accountability, 21, 5–31. https://doi.org/10.1007/s11092-008-9068-5

4. Boud, D., & Molloy, E. (Eds.). (2013). Feedback in higher and professional education: Understanding it and doing it well. Routledge.

5. Carless, D., & Boud, D. (2018). The development of student feedback literacy: Enabling uptake of feedback. Assessment & Evaluation in Higher Education, 43(8), 1315–1325. https://doi.org/10.1080/02602938.2018.1463354

6. Ellis, R. (2009). Corrective feedback and teacher development. L2 Journal, 1(1), 3–18. https://doi.org/10.5070/L2.V1I1.9054

7. Gikandi, J. W., Morrow, D., & Davis, N. E. (2011). Online formative assessment in higher education: A review of the literature. Computers & Education, 57(4), 2333–2351. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.06.004

8. Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The power of feedback. Review of Educational Research, 77(1), 81–112. https://doi.org/10.3102/003465430298487

АҒЫЛШЫН ТІЛІН ОҚЫТУ НӘТИЖЕЛЕРІН АРТТЫРУДА ҚАЛЫПТАСТЫРУШЫ БАҒАЛАУ МЕН ЦИФРЛЫҚ КЕРІ БАЙЛАНЫСТЫ ҚОЛДАНУДЫҢ ТИІМДІЛІГІ

[1]Мирзагаликова Сауле Тажибаевна,
[2]Құрманбек Жанат Дүйсенбекқызы
[1]Педагогика ғылымдарының магистрі, "Әлем тілдері" кафедрасының аға оқытушысы,
Жұмабек Ахметұлы Тәшенев атындағы университет,
Шымкент қаласы, mirzagalikova_saule@mail.ru
[2]Ағылшын тілі мұғалімі , Жамбыл атындағы №26 мектеп-гимназиясы,
Шымкент қаласы, zhambyl1971@mail.ru

Аңдатпа. Қалыптастырушы бағалау және цифрлық кері байланыс қазіргі ағылшын тілін оқыту үдерісінің маңызды құрамдас бөлігі болып табылады. Олар білім алушылардың оқу жетістіктерін жақсартуға, мотивациясын арттыруға және тілдік дағдыларын дамытуға мүмкіндік береді. Бұл мақалада ағылшын тілін оқыту нәтижелерін жетілдірудегі қалыптастырушы бағалау мен цифрлық кері байланыстың тиімділігі қарастырылады. Зерттеуде оқыту үшін бағалау теориясы, кері байланыс стратегиялары және білім беру технологияларының мүмкіндіктері талданады. Зерттеу нәтижелері қалыптастырушы бағалаудың оқу мақсаттарын түсінуге, білім алушылардың белсенді қатысуына және қиындықтарды уақытында анықтауға ықпал ететінін көрсетеді. Цифрлық кері байланыс оқушылардың дербестігін арттырып, тіл үйрену үдерісін тиімді ұйымдастыруға мүмкіндік береді.

Түйін сөздер: қалыптастырушы бағалау, цифрлық кері байланыс, ағылшын тілін оқыту, оқыту үшін бағалау, кері байланыс стратегиялары, білім беру технологиялары.

ЭФФЕКТИВНОСТЬ ФОРМАТИВНОГО ОЦЕНИВАНИЯ И ЦИФРОВОЙ ОБРАТНОЙ СВЯЗИ В ПОВЫШЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ОБУЧЕНИЯ АНГЛИЙСКОМУ ЯЗЫКУ

Аннотация. Формативное оценивание и цифровая обратная связь являются важными компонентами современного обучения английскому языку, поскольку способствуют повышению качества обучения, мотивации студентов и развитию языковых навыков. В статье рассматривается эффективность применения формативного оценивания и цифровых инструментов обратной связи для улучшения результатов обучения английскому языку. Анализируются современные теоретические подходы к оцениванию для обучения, стратегии предоставления обратной связи и возможности образовательных технологий. Результаты исследования показывают, что формативное оценивание помогает студентам лучше понимать цели обучения, активно участвовать в учебном процессе и своевременно корректировать

ошибки. Цифровая обратная связь способствует развитию самостоятельности учащихся и повышению эффективности изучения языка.

Ключевые слова: формативное оценивание, цифровая обратная связь, обучение английскому языку, оценивание для обучения, стратегии обратной связи, образовательные технологии.

UDC 37.091.33:811.111
SSTIB 14.35.09

THE IMPACT OF GAMIFICATION ON STUDENTS' MOTIVATION AND VOCABULARY ACQUISITION IN ENGLISH LANGUAGE LEARNING

[1]Yeszhanova Gaukhar Dosmakhambetovna
[2]Kadyrova Aziza Shukurzhanovna
[1]Senior lecturer of the department «World languages», JSC «Zhumabek Akhmetuly Tashenev University», D.Konaev avenue 21, Shymkent
e-mail: ms_gaukhare@mail.ru
ORCID: https://orcid.org/0009-0004-4094-9090
[2]English teacher at School No.14 named after Aybek, Shymkent city, uko_shymkent_sh_14@mail.ru

Abstract. The integration of gamification into English language teaching has attracted considerable attention due to its potential to enhance students' motivation, engagement, and vocabulary acquisition. In contemporary educational environments, traditional vocabulary instruction may not adequately address learners' diverse cognitive, emotional, and motivational needs. Consequently, educators are increasingly exploring gamified learning environments that incorporate game-design elements such as points, badges, leaderboards, challenges, immediate feedback, and rewards. The present article examines the impact of gamification on students' motivation and English vocabulary acquisition through a critical analysis of theoretical perspectives and existing empirical research. The study draws upon Self-Determination Theory, the Cognitive Theory of Multimedia Learning, and principles of vocabulary development to explain the pedagogical mechanisms underlying gamified language learning. Particular attention is given to the educational applications of Kahoot!, Quizlet, Wordwall, and Duolingo, which provide opportunities for interactive vocabulary practice, retrieval, repetition, and formative assessment. The analysis suggests that gamification can positively influence students' participation, situational interest, and willingness to engage in vocabulary-learning activities.

Key words: gamification, English language learning, vocabulary acquisition, student motivation, EFL, digital learning, game-based learning, educational technology.

Introduction

The rapid development of digital technologies has significantly transformed educational practices and created new opportunities for enhancing the effectiveness of foreign language instruction. In particular, English language education has experienced considerable changes as teachers increasingly incorporate interactive platforms, mobile applications, and digital learning environments into classroom activities. These innovations reflect the growing recognition that successful language learning requires not only the acquisition of linguistic knowledge but also sustained motivation, active participation, and meaningful engagement with learning materials.

Vocabulary acquisition is one of the fundamental components of foreign language proficiency. Knowledge of vocabulary enables learners to understand spoken and written

communication, express ideas, participate in discussions, and develop broader communicative competence. Vocabulary knowledge plays a central role in language learning because it supports the development of listening, speaking, reading, and writing skills. Nevertheless, vocabulary acquisition remains a challenging aspect of English as a Foreign Language (EFL) instruction, particularly when learners have limited opportunities to use English outside the classroom [1].

Traditional vocabulary teaching methods often emphasize memorization, translation, repetition, and written exercises. Although these methods can contribute to vocabulary development, their effectiveness may be limited when they are used without meaningful contextualization, interaction, or opportunities for active retrieval. Students may experience reduced motivation when vocabulary learning becomes repetitive, predictable, or disconnected from authentic communicative situations.

In response to these challenges, gamification has emerged as a promising instructional approach. Gamification is generally defined as the use of game-design elements in non-game contexts. In education, this approach involves incorporating elements such as points, levels, badges, leaderboards, challenges, progress indicators, and immediate feedback into learning activities. Unlike traditional instructional techniques, gamification seeks to create a learning environment in which students experience progress, receive frequent feedback, and participate actively in goal-oriented tasks. These characteristics may support motivation and encourage learners to devote greater attention to vocabulary practice [2].

The growing popularity of educational platforms such as Kahoot!, Quizlet, Wordwall, and Duolingo demonstrates the increasing relevance of gamified learning activities in English language education. These platforms allow teachers to design interactive vocabulary exercises, organize competitions, monitor student performance, and provide immediate feedback. The educational value of gamification should not be assumed solely from its popularity. Although gamified activities can increase enjoyment and participation, their impact on long-term vocabulary retention and intrinsic motivation requires careful examination. Research suggests that gamification can generate positive learning outcomes, but its effectiveness depends on the design of learning activities, the educational context, and the characteristics of the students involved (Sailer & Homner, 2020). Excessive reliance on external rewards may weaken intrinsic motivation in certain circumstances, especially when students become more interested in collecting points than understanding and applying new vocabulary. It is important to examine gamification from both motivational and linguistic perspectives.

The aim of this study is to investigate the potential impact of gamification on students' motivation and vocabulary acquisition in English language learning through a critical review of relevant theoretical and empirical literature. The following research objectives guide the investigation:

1. To examine the theoretical foundations of gamification in English language education.
2. To identify the motivational mechanisms associated with gamified learning activities.
3. To analyze how gamification may facilitate vocabulary acquisition and retention.
4. To evaluate the pedagogical advantages and limitations of digital gamification platforms.
5. To formulate practical recommendations for integrating gamification into EFL vocabulary instruction.

The study addresses three research questions:

RQ1: How does gamification influence students' motivation and engagement in English language learning?

RQ2: What pedagogical mechanisms explain the relationship between gamification and vocabulary acquisition?

RQ3: Under what instructional conditions can gamification contribute to effective and sustainable vocabulary learning?

The significance of this research lies in its attempt to connect motivational theories with vocabulary acquisition principles and classroom teaching practices. By examining these dimensions

together, the article contributes to a more comprehensive understanding of gamification as an instructional strategy in contemporary English language education.

Literature Review and Theoretical Framework

Gamification has become an increasingly important concept in educational research because it offers an alternative approach to organizing learning experiences and encouraging student participation. Although games have long been used in language classrooms, gamification differs from conventional game-based learning in its structure and educational purpose. Game-based learning involves the use of complete games as instructional tools, whereas gamification incorporates selected game-design elements into activities that are not necessarily games. For example, a vocabulary exercise becomes gamified when learners receive points for correct answers, unlock increasingly challenging tasks, or track their progress through achievement levels.

Deterding et al. (2011) established a widely recognized conceptual foundation for gamification by emphasizing the application of game-design elements beyond conventional gaming environments. This definition highlights the possibility of transforming ordinary educational activities into more interactive and motivating experiences without fundamentally changing their academic objectives [3].

Kapp (2012) further developed the educational interpretation of gamification by explaining how game mechanics, aesthetics, and game thinking can support engagement, learning, and problem-solving [4].

From a pedagogical perspective, gamification should not be understood as simply introducing entertainment into the classroom. Its central purpose is to create structured learning experiences that encourage students to engage actively with educational content. In English language instruction, gamification may be integrated into vocabulary exercises, grammar practice, reading comprehension activities, listening tasks, and communicative assignments. A teacher may divide vocabulary instruction into progressive learning stages, provide digital badges for successful task completion, or organize collaborative challenges requiring students to use recently acquired lexical items in meaningful sentences. These activities can make learning progress more visible and provide students with additional reasons to participate in classroom tasks. The effectiveness of gamification depends on the relationship between game elements and learning objectives. Simply adding points or rewards to existing exercises does not necessarily improve learning outcomes.

Hamari et al. (2014), in their review of empirical studies, concluded that gamification generally demonstrated positive effects, although outcomes varied according to implementation context and user characteristics. This finding emphasizes that the pedagogical value of gamification is conditional rather than universal. Effective gamification requires teachers to consider not only the attractiveness of game elements but also their instructional relevance, psychological implications, and contribution to measurable learning outcomes [5].

One of the most influential theoretical frameworks for understanding gamification is Self-Determination Theory (SDT), developed by Deci and Ryan (1985) and further elaborated by Ryan and Deci (2000). Human motivation is influenced by three fundamental psychological needs: autonomy, competence, and relatedness. Autonomy refers to the experience of having meaningful choices and control over one's actions. Competence involves feeling capable of achieving goals and mastering challenges. Relatedness concerns the sense of belonging and connection with other individuals. These psychological needs are particularly relevant to English language learning because students frequently encounter difficulties associated with unfamiliar vocabulary, pronunciation, grammatical structures, and communicative uncertainty [6].

Gamification can support autonomy when learners are allowed to select vocabulary challenges, determine the order of activities, or choose between different difficulty levels. Competence may be strengthened through immediate feedback, progress indicators, achievable goals, and recognition of improvement. Relatedness can be supported through collaborative vocabulary challenges, group competitions, peer feedback, and shared learning achievements. When students work in teams to complete a vocabulary challenge, they may experience both social interaction and collective responsibility for task completion. Not all gamification elements necessarily support

intrinsic motivation. Leaderboards and competitive ranking systems may encourage participation among highly competitive learners while discouraging students who repeatedly receive low scores. Excessive external rewards may shift attention away from the inherent value of language learning. Gamification should provide students with opportunities to experience meaningful progress, personal achievement, and active participation rather than relying exclusively on competitive incentives.

Vocabulary acquisition is a multidimensional process involving the recognition, comprehension, retrieval, and appropriate use of lexical items. Vocabulary learning therefore requires more than memorizing isolated word translations. Students must develop the ability to recognize vocabulary in different contexts, retrieve lexical items when needed, and apply them accurately in spoken and written communication. Gamified learning activities may facilitate these repeated encounters by presenting vocabulary through varied exercises and interactive formats. Students may first encounter a new word through an image-matching activity, subsequently practice its meaning in a multiple-choice quiz, and later use it in a sentence-completion task. Such variation may encourage deeper processing than repeated recognition exercises alone. The distinction between receptive and productive vocabulary knowledge is particularly important. Receptive vocabulary involves recognizing and understanding words encountered through listening or reading, whereas productive vocabulary requires learners to retrieve and use words in speaking or writing. Many digital gamification platforms emphasize receptive vocabulary practice through matching, recognition, and multiple-choice activities. Although these exercises are valuable, they may not sufficiently develop productive vocabulary knowledge unless supplemented with communicative tasks. Gamified vocabulary instruction should incorporate activities that require students to construct sentences, explain meanings, negotiate ideas, and use vocabulary in meaningful contexts.

Research Methodology

The present study employs a qualitative, literature-based research design to examine the relationship between gamification, student motivation, and English vocabulary acquisition. A narrative-integrative review approach was selected because the research topic involves multiple interconnected dimensions, including educational psychology, second language acquisition, digital pedagogy, and instructional design. Rather than measuring the effectiveness of a newly implemented classroom intervention, the study synthesizes existing theoretical perspectives and empirical findings to identify patterns, mechanisms, limitations, and pedagogical implications. This approach is appropriate for investigating a field in which research findings emerge from diverse educational settings, learner populations, and technological environments. The methodological framework focuses on three analytical dimensions: motivational outcomes, vocabulary-learning processes, and instructional conditions.

The analysis draws on foundational theoretical publications, peer-reviewed empirical research, and relevant scholarly books addressing gamification and language learning. The literature is organized according to its contribution to the following themes: definitions and characteristics of gamification; psychological theories of motivation; vocabulary acquisition and retention; digital learning environments; and the pedagogical effectiveness of game-design elements. Particular attention is given to research that examines the relationship between gamification and educational outcomes rather than studies addressing technological innovation without an explicit pedagogical framework. The analysis follows a thematic synthesis procedure consisting of identifying central theoretical concepts, comparing reported findings, interpreting relationships between motivation and vocabulary development, and deriving practical recommendations. The study does not claim to be a systematic review or meta-analysis. No exhaustive database search, formal study-screening protocol, or quantitative aggregation of effect sizes was conducted. Consequently, the findings should be interpreted as a theoretically informed synthesis rather than a comprehensive statistical estimate of gamification effectiveness.

The analytical framework distinguishes between motivational outcomes and vocabulary-learning outcomes.

Motivational outcomes include situational interest, perceived competence, engagement, willingness to participate, and persistence in learning activities.

Vocabulary-learning outcomes include lexical recognition, meaning recall, contextual understanding, productive vocabulary use, and delayed retention.

The distinction is important because increased classroom participation does not automatically demonstrate improved language proficiency.

Results and Discussion

The reviewed literature suggests that gamification can positively influence motivation by creating learning environments characterized by clear goals, frequent feedback, visible progress, and opportunities for active participation. One of the most important motivational advantages of gamification is its ability to transform repetitive learning tasks into structured challenges. In traditional vocabulary instruction, students may perceive repeated exercises as monotonous, particularly when the activities involve memorizing extensive word lists or completing similar written assignments. Gamified activities introduce variation and provide learners with immediate information about their performance. A digital vocabulary quiz may display the number of correct responses, indicate progress toward completion, and provide encouraging feedback after each attempt. Such features can create a sense of achievement and encourage learners to continue practicing.

The findings suggest that gamification can influence multiple dimensions of learning, but motivation should not be reduced to visible enthusiasm during classroom activities. A student who participates actively in a vocabulary competition may be motivated by the desire to win rather than by an interest in developing English proficiency. Competitive motivation can support short-term participation, it may not necessarily lead to sustained independent learning [7].

An important pedagogical strategy is to combine external rewards with meaningful feedback that emphasizes improvement, effort, and mastery. This approach can make gamification more inclusive and support a broader range of motivational needs.

Vocabulary acquisition requires sustained attention, repeated exposure, retrieval practice, and opportunities for meaningful use. Gamification can support these processes by organizing vocabulary learning into interactive sequences that encourage repeated engagement with lexical items. One important advantage is the possibility of increasing the frequency of vocabulary practice. Students may be more willing to complete several rounds of vocabulary exercises when the tasks include progression, challenges, and immediate feedback. Increased practice frequency contributes to learning only when the exercises require appropriate cognitive processing. Repeated multiple-choice questions may improve recognition of word meanings, but they do not necessarily develop the ability to retrieve vocabulary independently. A more comprehensive approach combines recognition activities with productive exercises. Learners may initially match English words with definitions, subsequently retrieve words from memory, and finally use them in meaningful spoken or written contexts. The progression from recognition to production reflects the gradual development of vocabulary knowledge [8].

Another potential advantage of gamification is its compatibility with spaced practice. Digital platforms can provide recurring vocabulary challenges over several days or weeks, allowing learners to revisit previously studied lexical items. Such repetition can support long-term retention when it is organized according to appropriate learning intervals.

Immediate corrective feedback is also important. When students receive information about incorrect responses, they can identify misunderstandings and revise their lexical knowledge. Feedback should explain why an answer is incorrect whenever possible. Simply displaying the correct option may not be sufficient for developing deeper understanding.

Kahoot! is particularly suitable for classroom-based vocabulary review and formative assessment. Teachers can create quizzes focusing on word meanings, synonyms, antonyms, collocations, and contextual usage.

The platform can increase participation by presenting questions in a competitive and interactive format. Strict time limits may disadvantage learners who require additional processing time. Consequently, teachers should adjust task difficulty and timing according to students' proficiency levels.

Quizlet provides opportunities for vocabulary practice through flashcards and interactive study modes. It can support repeated exposure and independent revision, particularly when students use vocabulary sets outside classroom hours. Teachers should ensure that learners progress beyond simple word–translation associations.

Wordwall offers flexible activity formats that can be adapted to different vocabulary objectives. For example, teachers may design matching tasks for beginners, categorization exercises for intermediate learners, and contextual vocabulary activities for more advanced students.

Duolingo illustrates the integration of gamification into independent language learning through progression systems, rewards, and repeated practice. Its structured learning sequences may encourage regular engagement, although the educational value of individual exercises depends on their alignment with learners' communicative needs.

It is important to distinguish between a platform's technological capabilities and demonstrated learning effectiveness. The presence of game elements does not automatically establish that one platform produces better vocabulary outcomes than another. Platform selection should therefore be based on learning objectives, student characteristics, accessibility, and opportunities for meaningful language use [9].

Conclusion

The present study examined the impact of gamification on students' motivation and vocabulary acquisition in English language learning through an integrative analysis of theoretical perspectives and existing research. The reviewed literature indicates that gamification has the potential to enhance students' engagement, participation, and motivation by incorporating clear goals, immediate feedback, progressive challenges, and opportunities for achievement into learning activities. From a psychological perspective, gamification can support motivation when instructional activities address learners' needs for autonomy, competence, and relatedness. From a cognitive perspective, gamified vocabulary activities may facilitate learning by encouraging repeated exposure, retrieval practice, active processing, and corrective feedback. But the effectiveness of gamification depends on instructional design and the quality of learning experiences.

The inclusion of points, badges, or leaderboards does not automatically lead to improved vocabulary acquisition. Educational benefits are more likely when game elements are meaningfully connected to vocabulary-learning objectives and established principles of language acquisition.

The analysis also highlights the importance of distinguishing between motivation, immediate task performance, and long-term vocabulary retention. Gamified activities may increase participation, sustained vocabulary development requires repeated practice, contextualized language use, and appropriate assessment. The study identifies several limitations associated with gamification, including excessive competition, dependence on external rewards, cognitive overload, and unequal access to digital resources. Teachers should adopt balanced instructional strategies that combine gamified activities with collaborative learning, differentiated tasks, formative assessment, and meaningful communication [10].

The proposed five-stage instructional model provides a practical framework for organizing gamified vocabulary instruction through introduction, guided practice, consolidation, application, and assessment. The principal contribution of this article lies in integrating motivational and cognitive perspectives to explain the conditions under which gamification may support English vocabulary development. It is concluded that gamification should be regarded not as a replacement for established language teaching methods but as a complementary pedagogical approach capable of enriching vocabulary instruction when implemented systematically and purposefully. Further empirical research, particularly longitudinal and quasi-experimental studies, is required to establish the long-term effectiveness of gamification and identify the instructional conditions that produce sustainable improvements in vocabulary knowledge and learner motivation.

References:

1. Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). Intrinsic motivation and self-determination in human behavior. Plenum Press. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2271-7

2. Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., & Nacke, L. (2011). From game design elements to gamefulness: Defining "gamification." In Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference (pp. 9–15). ACM. https://doi.org/10.1145/2181037.2181040

3. Hamari, J., Koivisto, J., & Sarsa, H. (2014). Does gamification work? A literature review of empirical studies on gamification. In 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences (pp. 3025–3034). IEEE. https://doi.org/10.1109/HICSS.2014.377

4. Kapp, K. M. (2012). The gamification of learning and instruction: Game-based methods and strategies for training and education. Pfeiffer.

5. Mayer, R. E. (2009). Multimedia learning (2nd ed.). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511811678

6. Nation, I. S. P. (2001). Learning vocabulary in another language. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9781139524759

7. Roediger, H. L., III, & Karpicke, J. D. (2006). Test-enhanced learning: Psychological science about memory and learning. Psychological Science, 17(3), 249–255. https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2006.01693.x

8. Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. American Psychologist, 55(1), 68–78. https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68

9. Sailer, M., & Homner, L. (2020). The gamification of learning: A meta-analysis. Educational Psychology Review, 32, 77–112. https://doi.org/10.1007/s10648-019-09498-w

10. Schmitt, N. (2008). Review article: Instructed second language vocabulary learning. Language Teaching Research, 12(3), 329–363. https://doi.org/10.1177/1362168808089921

АҒЫЛШЫН ТІЛІН ОҚЫТУДА ГЕЙМИФИКАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЯСЫНЫҢ ОҚУШЫЛАРДЫҢ ОҚУ МОТИВАЦИЯСЫНА ЖӘНЕ СӨЗДІК ҚОРЫН МЕҢГЕРУІНЕ ӘСЕРІ

[1]Есжанова Гаухар Досмахамбетовна
[2]Кадырова Азиза Шукуржановна
[1]«Әлем тілдері» кафедрасының аға оқытушысы,
«Ж.А.Тәшенев атындағы университет» АҚ, Д.Қонаев даңғылы 21, Шымкент
e-mail: ms_gaukhare@mail.ru
ORCID: https://orcid.org/0009-0004-4094-9090
[2]Айбек атындағы №14 жалпы орта білім беретін мектебінің ағылшын тілі пәні мұғалімі, Диваев көшесі 46, Шымкент қаласы
e-mail: uko_shymkent_sh_14@mail.ru

Андатпа. Ағылшын тілін оқыту үдерісіне геймификацияны енгізу студенттердің мотивациясын, оқу үдерісіне қатысу белсенділігін және сөздік қорды меңгеру тиімділігін арттыру мүмкіндігіне байланысты ғылыми ортада үлкен қызығушылық тудырып отыр. Қазіргі білім беру жағдайында дәстүрлі лексиканы оқыту әдістері білім алушылардың әртүрлі когнитивтік, эмоционалдық және мотивациялық қажеттіліктерін толықтай қанағаттандыра бермейді. Осыған байланысты педагогтер ұпайлар, марапаттар, көшбасшылар тақтасы, деңгейлер, тапсырмалар, жедел кері байланыс және ынталандыру жүйесі сияқты ойын дизайны элементтерін қамтитын геймификацияланған оқу орталарын белсенді түрде қолдануда. Бұл мақалада геймификацияның студенттердің мотивациясына және ағылшын тіліндегі сөздік қорды меңгеру үдерісіне әсері теориялық тұжырымдамалар мен қолданыстағы

эмпирикалық зерттеулерді сыни талдау негізінде қарастырылады. Зерттеу өзін-өзі анықтау теориясына, мультимедиялық оқытудың когнитивтік теориясына және сөздік қорды дамыту қағидаларына сүйенеді. Аталған теориялар шетел тілін геймификация арқылы оқытудың педагогикалық механизмдерін түсіндіруге мүмкіндік береді. Зерттеуде Kahoot!, Quizlet, Wordwall және Duolingo сияқты цифрлық платформалардың білім берудегі мүмкіндіктеріне ерекше назар аударылады. Бұл платформалар сөздік қорды интерактивті түрде меңгеруге, қайталау жұмыстарын ұйымдастыруға, есте сақтау үдерісін белсендіруге және қалыптастырушы бағалауды жүзеге асыруға мүмкіндік береді. Талдау нәтижелері геймификация студенттердің сабаққа қатысу белсенділігіне, оқу қызығушылығына және жаңа сөздерді меңгеруге деген ынтасына оң әсер ететінін көрсетеді.

Түйін сөздер: геймификация, ағылшын тілін оқыту, сөздік қорды меңгеру, студент мотивациясы, ағылшын тілі шетел тілі ретінде (EFL), цифрлық оқыту, ойын арқылы оқыту, білім беру технологиялары.

ВЛИЯНИЕ ГЕЙМИФИКАЦИИ НА МОТИВАЦИЮ УЧАЩИХСЯ И УСВОЕНИЕ АНГЛИЙСКОЙ ЛЕКСИКИ

[1]Есжанова Гаухар Досмахамбетовна
[2]Кадырова Азиза Шукуржановна
[1]Старший преподаватель кафедры «Мировые языки»,
АО «Университет имени Жумабека Ахметовича Ташенева»,
проспект Д.Қонаева 21, г.Шымкент, e-mail: ms_gaukhare@mail.ru
ORCID: https://orcid.org/0009-0004-4094-9090
[2]Учитель английского языка общеобразовательной средней школы №14 имени Айбека,
ул. Диваева 46, г.Шымкент, e-mail: uko_shymkent_sh_14@mail.ru

Аннотация. Интеграция геймификации в процесс обучения английскому языку привлекла значительное внимание благодаря её потенциалу повышать мотивацию учащихся, уровень их вовлечённости и эффективность усвоения словарного запаса. В современных образовательных условиях традиционные методы обучения лексике не всегда способны полностью удовлетворить разнообразные когнитивные, эмоциональные и мотивационные потребности обучающихся. В связи с этим преподаватели всё чаще обращаются к игровым образовательным средам, которые включают элементы игрового дизайна, такие как баллы, значки достижений, рейтинговые таблицы, задания, мгновенную обратную связь и систему вознаграждений.

В данной статье рассматривается влияние геймификации на мотивацию студентов и процесс усвоения английской лексики посредством критического анализа теоретических подходов и существующих эмпирических исследований. Исследование основывается на теории самодетерминации, когнитивной теории мультимедийного обучения и принципах развития словарного запаса, которые позволяют объяснить педагогические механизмы, лежащие в основе геймифицированного обучения иностранному языку. Особое внимание уделяется образовательному применению таких цифровых платформ, как Kahoot!, Quizlet, Wordwall и Duolingo, которые предоставляют возможности для интерактивной практики лексики, повторения, активизации процесса запоминания и проведения формативного оценивания. Анализ показывает, что геймификация может положительно влиять на участие студентов в учебном процессе, повышать ситуативный интерес и готовность активно заниматься изучением новой лексики.

Ключевые слова: геймификация, обучение английскому языку, усвоение лексики, мотивация студентов, английский язык как иностранный (EFL), цифровое обучение, игровое обучение, образовательные технологии.

УДК 687.016
МРНТИ 64.33.14

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ТИПОРАЗМЕРНЫХ ГРУПП РАБОТНИКОВ КОМПАНИИ «КАЗМУНАЙГАЗ»

[1]Б.С.Туракулов ,[2] О. А. Коваленко , [3] Б.Ф.Рахимов, [4]К.М.Темиршиков
к. т. н., доцент[1] , магистр, старший преподаватель[2],[3,4]
(АО «Университет имени Ж.А. Ташенева», Шымкент, Казахстан)
электронная почта автора-корреспондента: rahimov@tashenev.edu.kz

Аннотация. В результате замеров выборочной группы составлена таблица соответствия мужских и женских размеров одежды и ростовки. Полученные данные измерений были обработаны при помощи методов статистической обработки данных и получено распределение близкое к распределению Гаусса с внесенными поправками, учитывающими особенности размерно-ростовых особенностей выбранной группы сотрудников

Составлена таблица заказа для куртки летней мужской и женской для общего количества сотрудников: мужчины 1350 человек; женщины – 450 человек

Данная методика рекомендована к использованию в учебном процессе для студентов специальности дизайн.

Ключевые слова: одежда, типовые фигуры мужчин и женщин, размерные признаки, классификация типовых фигур, полнотные группы, специальная одежда, конструирование, размер, стандартные таблицы размеров, таблицы заказов.

Введение

ТОО «Шабитекс» подписало контракт с компанией «Казмунайгаз» на долгосрочное обеспечение сотрудников компании специальной одеждой как мужчин, так и женщин. В связи с этим возникла необходимость составления заказов на летнюю и зимнюю одежду по размерам и ростам.

Конструирование специальной одежды — представляет собой сложный инженерно-технический процесс разработки чертежей и лекал. Специальная одежда должна обеспечить защиту человека от опасных и вредных производственных факторов (производственной пыли и загрязнений, механических воздействий, воздействия агрессивных сред, высоких или низких температур), сохраняя при этом эргономику и свободу движений. Важным фактором является удобство специальной одежды и ее правильный подбор по размеру, полноте и росту человека. Спецодежду относят к средствам индивидуальной защиты, которые в процессе выполнения производственных задач предохраняют работника от получения вреда здоровью. Основной внимание при пошиве спецодежды уделяется тому, что только правильно подобранная по размеру спецодежда защитит тело действительно эффективно. К примеру: если под излишне объемный костюм сварщика подобранный не по размеру попадет искра – здоровью сотрудника будет нанесен ущерб, который можно было избежать, если сотруднику подобрать правильный размер костюма по росту и полноте.

Исходя из этого, очень важно иметь представление, как подбирать правильный размер и рост спецодежды, чтобы оптимально обеспечить сотрудников экипировкой.

Общее количество сотрудников предприятия превышает 1800 человек, так в производственных условиях не представляется возможным индивидуальный замер размерных параметров всех сотрудников возникла необходимость изучения выборочного количества сотрудников для составления общего характера распределения размеров и роста сотрудников

Материалы и методы

Объектом исследования служили показатели роста и полноты группы сотрудников (50 чел. Мужчин и 30 чел. Женщин)

В ходе работы применялся метод анализа распределения группы людей по росту и полноте (массе тела или объёмам) построенный на основе двумерного нормального распределения или анализа Индекса массы тела (ИМТ).

Обработка результатов замеров показала, что распределение имеет вид двумерного «облака» (эллипса), где большинство людей сосредоточено в центре (средний рост и средняя полнота), а крайние значения (очень высокие и полные или очень низкие и худые) встречаются значительно реже.

В ходе работ были использованы данные следующих ГОСТов:

ГОСТ 31399—2009 Классификация типовых фигур мужчин по ростам, размерам и полнотным группам для проектирования одежды. ГОСТ 31396— 2009 Классификация типовых фигур женщин по ростам, размерам и полнотным группам для проектирования одежды.

Для реализации цели необходимо решить следующие задачи:

– Установить оптимальное число ведущих размерных признаков, по которым происходит распределение всего множества на определенные этапы;

– Выбрать рациональную номенклатуру ведущих размерных признаков;

– Определить диапазон изменчивости размеров ведущих размерных признаков, т. е. минимальные и максимальные их значения;

– Установить интервал (промежуток) между соседними номерами типовых фигур;

– Определить оптимальное число типовых фигур;

– Рассчитать значения всех других (подчиненных) размерных признаков;

– Установить численность выбранных типов фигур.

Анализ распределения группы людей по росту и полноте (объёмам) чаще всего строится на основе двумерного нормального распределения.

Результаты и обсуждение

В результате замеров выборочной группы составлена таблица соответствия мужских и женских размеров одежды и ростовки.

Все промежуточные результаты, а также данные, которые находятся в границах между размерами, засчитаны в пользу большего размера спецодежды. То же самое верно и в отношении ростовки спецодежды.

Таблица 1- Классификация типовых фигур мужчин

Номер полнотной группы														
	Обхват груди	—	88	92	96	100	104	—	—	—	—	—	—	—
	Обхват талии	—	66	70	74	78	82	—	—	—	—	—	—	—
Первая	Рост	— — — — — —	164 170 176 182 — —	164 170 176 182 188 —	164 170 176 182 188 194	164 170 176 182 188 194	164 170 176 182 188 194	— — — — — —	— — — — — —	— — — — — —	— — — — — —	— — — — — —	— — — — — —	— — — — — —
	Обхват груди	—	—	—	—	—	—	108	112	116	120	124	—	—
	Обхват талии	—	—	—	—	—	—	86	90	94	98	102	—	—
	Рост	— — — — —	— — — — —	— — — — —	— — — — —	— — — — —	— — — — —	164 170 176 182 188	164 170 176 182 188	164 170 176 182 188	— — 176 182 188	— — 176 182 188	— — — — —	— — — — —
Вторая	Обхват груди	84	88	92	96	100	104	—	—	—	—	—	—	—
	Обхват талии	68	72	76	80	84	88	—	—	—	—	—	—	—
	Рост	158 164 170 176 182 188 — —	158 164 170 176 182 188 — —	158 164 170 176 182 188 194 —	158 164 170 176 182 188 194 —	158 164 170 176 182 188 194 200	— 164 170 176 182 188 194 200	— — — — — — — —	— — — — — — — —	— — — — — — — —	— — — — — — — —	— — — — — — — —	— — — — — — — —	— — — — — — — —

Таблица 2 - Классификация типовых фигур женщин

Номер полнотной группы	Обхват груди	—	84	88	92	96	100	104	—	—	—	—	—
	Обхват бедер	—	82	86	90	94	98	102	—	—	—	—	—
Нулевая	Рост	—	152	152	152	152	152	152	—	—	—	—	—
		—	158	158	158	158	158	158	—	—	—	—	—
		—	164	164	164	164	164	164	—	—	—	—	—
		—	170	170	170	170	170	170	—	—	—	—	—
	Обхват груди	—	—	—	—	—	—	—	108	112	116	120	124
	Обхват бедер	—	—	—	—	—	—	—	106	110	114	118	122
	Рост	—	—	—	—	—	—	—	152	152	—	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	158	158	158	158	158
		—	—	—	—	—	—	—	164	164	164	164	164
		—	—	—	—	—	—	—	170	170	170	170	170
		—	—	—	—	—	—	—	176	176	176	176	176

Номер полнотной группы	Обхват груди	80	84	88	92	96	100	104	—	—	—	—	—	—	—
	Обхват бедер	82	86	90	94	98	102	106	—	—	—	—	—	—	—
Первая	Рост	—	152	152	152	152	152	152	—	—	—	—	—	—	—
		158	158	158	158	158	158	158	—	—	—	—	—	—	—
		164	164	164	164	164	164	164	—	—	—	—	—	—	—
		170	170	170	170	170	170	170	—	—	—	—	—	—	—
		—	176	176	176	176	176	176	—	—	—	—	—	—	—
		—	—	—	—	182	182	182	—	—	—	—	—	—	—
	Обхват груди	—	—	—	—	—	—	—	108	112	116	120	124		
	Обхват бедер	—	—	—	—	—	—	—	110	114	118	122	126		
	Рост	—	—	—	—	—	—	—	152	152	152	152	—	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	158	158	158	158	158	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	164	164	164	164	164	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	170	170	170	170	170	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	176	176	176	176	176	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	182	182	182	182	182	—	—
Вторая	Обхват груди	80	84	88	92	96	100	104	—	—	—	—	—	—	—
	Обхват бедер	86	90	94	98	102	106	110	—	—	—	—	—	—	—
	Рост	152	152	152	152	152	152	152	—	—	—	—	—	—	—
		158	158	158	158	158	158	158	—	—	—	—	—	—	—
		164	164	164	164	164	164	164	—	—	—	—	—	—	—
		170	170	170	170	170	170	170	—	—	—	—	—	—	—
		176	176	176	176	176	176	176	—	—	—	—	—	—	—
		—	—	182	182	182	182	182	—	—	—	—	—	—	—
	Обхват груди	—	—	—	—	—	—	—	108	112	116	120	124	128	132
	Обхват бедер	—	—	—	—	—	—	—	114	118	122	126	130	134	138
	Рост	—	—	—	—	—	—	—	152	152	152	—	—	—	—
		—	—	—	—	—	—	—	158	158	158	158	158	158	158
		—	—	—	—	—	—	—	164	164	164	164	164	164	164
		—	—	—	—	—	—	—	170	170	170	170	170	170	170
		—	—	—	—	—	—	—	176	176	176	176	176	176	176
		—	—	—	—	—	—	—	182	182	182	182	182	—	—

Полученные данные измерений были обработаны при помощи методов статистической обработки данных и получено распределение близкое к распределению Гаусса с внесенными поправками, учитывающими особенности размерно-ростовых особенностей выбранной группы сотрудников

Полученная кривая распределения выглядит следующим образом:





На основе полученных закономерностей составлена следующая таблица заказа:

Костюм летний (Куртка, брюки) мужской

№	Размер	Рост	Количество
1	88-92	158-164	42
2		170-176	50
3		182-188	16
4	94-100	158-164	120
5		170-176	292
6		182-188	128
7	104-108	158-164	120
8		170-176	196
9		182-188	116
10	112-116	158-164	42
11		170-176	134
12		182-188	26
13	120-124	158-164	12
14		170-176	42
15		182-188	14
		Итого	1350

Костюм летний (Куртка, брюки) женский

№	Размер	Рост	Количество
1	88-92	152-154	10
2		156-164	25
3		170-176	12
4	94-100	152-154	32
5		156-164	94
6		170-176	34
7	104-108	152-154	30
8		156-164	82
9		170-176	32
10	112-116	152-154	15
11		156-164	36
12		170-176	17
13	120-124	152-154	6
14		156-164	17
15		170-176	8
		Итого	450

Выводы

1. Путем измерения параметров выборочной группы людей рассчитаны поправки к нормальному распределению Гаусса и рассчитано количество заказа размерных групп.

2. Составлена таблица заказа для куртки летней мужской и женской для общего количества сотрудников: мужчины 1350 человек; женщины – 450 человек

3. Данная методика рекомендована к использованию в учебном процессе для студентов специальности дизайн.

Литература:

1. Турсунова, З. Н. Изучение типологии населения стран мира / З. Н. Турсунова, Г. Ш. Камолова. — Текст : непосредственный // Молодой ученый. — 2017. — № 14 (148). — С. 139-142. — URL: https://moluch.ru/archive/148/40693.

2. Амирова Э.К. Конструирование одежды.: учебник для студ.учреждений сред.проф.образования /Э.К. Амирова, О.В.Сакулина, Б.С.Сакулин, А.Т. Труханова – М.: Издательский центр «Академия», 2010.

3. Дунаевская Т.Н. Размерная типология населения с основами анатомии и морфологии / Т.Н. Дунаевская, Е.Б. Коблякова, Г.С. Ивлева, Р.В.Ивлева; под редакцией Е.Б. Кобляковой: учебное пособие. М.: Процесс; Академический издательский центр, 2001.

4. Единая методика конструирования одежды СЭВ (ЕМКО СЭВ). Теоретиче- ские основы. Т.1. – М.: ЦНИИШвейлегпром, 1988.

5. Шершнева Л.П. Конструирование одежды: Теория и практика: Учебное пособие./ Шершнева Л.П., Ларькина Л.В. - М.: Форум: ИНФРА-М, 2006.

6. Янчевская Е.А. Конструирование одежды / Янчевская Е.А.- Издательский центр «Академия», 2005.

7. Афанасьева Е.Д. Разработка единых методов конструирования одежды для стран СЭВ/ Е.Д. Афанасьева.-М.: ЦНИИШП, 1986

8. ГОСТ 31399—2009 Классификация типовых фигур мужчин по ростам, размерам и полнотным группам для проектирования одежды.

9. ГОСТ 31396— 2009 Классификация типовых фигур женщин по ростам, размерам и полнотным группам для проектирования одежды.

«ҚАЗМҰНАЙГАЗ» КОМПАНИЯСЫ ҚЫЗМЕТКЕРЛЕРІНІҢ ТИПИКАЛЫҚ КӨЛЕМДІ ТОПТАРЫН АНЫҚТАУ

[1]Б.С. Туракулов, [2*] О.А. Коваленко, [3] Б.Ф.Рахимов, [4]К.М.Темиршиков

т.ғ.к. доцент[1], магистр, аға оқытушы,[2,3,4]

Ж. А. Тәшенов атындағы Университет АҚ, Шымкент, Қазақстан

Аннотация. Үлгі тобының өлшемдеріне сүйене отырып, ерлер мен әйелдер киімінің өлшемдері мен бойларының кестесі құрастырылды. Алынған өлшеу деректері статистикалық әдістерді қолдану арқылы өңделді, таңдалған қызметкерлер тобының өлшемі мен бой сипаттамаларын ескере отырып түзетулер енгізілген Гаусс үлестіріміне жақын үлестірім алынды.

Ерлер мен әйелдердің жазғы күртешелеріне тапсырыс беру кестесі келесі қызметкерлердің жалпы саны үшін құрастырылды: 1350 ер адам; 450 әйел.

Бұл әдістеме дизайн мамандығы бойынша оқитын студенттер үшін оқу процесінде пайдалану үшін ұсынылады.

Түйінді сөздер: киім, типтік ерлер мен әйелдер фигуралары, өлшем сипаттамалары, типтік фигуралардың жіктелуі, толықтық топтары, арнайы киім, дизайн, өлшем, стандартты өлшем кестелері, тапсырыс беру кестелері.

DETERMINATION OF SIZE-CATEGORY GROUPS FOR EMPLOYEES OF THE COMPANY "KAZMUNAYGAZ"

B.S.Turakulov, [2]O.A.Kovalenko, B.F.Rakhimov K.M.Temirshikov

Tashenov University, Shymkent, Kazakhstan

Abstract. Based on measurements taken from a sample group, a correspondence table for men’s and women’s clothing sizes and height categories has been compiled. The collected data were processed using statistical methods, resulting in a distribution approximating a Gaussian (normal) distribution, with adjustments made to account for the specific size and height characteristics of the selected group of employees.

An ordering table for summer jackets—designed for both men and women—has been prepared for the total number of employees: 1,350 men and 450 women.

This methodology is recommended for use in the educational process for students specializing in design.

Key words: clothing, standard male and female body types, body measurements, classification of standard body types, fullness groups, specialized clothing, pattern drafting, size, standard size charts, order charts..

ИИ-ГРАМОТНОСТЬ ПРЕПОДАВАТЕЛЯ ВЫСШЕЙ ШКОЛЫ: КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ И ПРАКТИЧЕСКИЙ ОПЫТ ФОРМИРОВАНИЯ

Халметова Ш.А.
магистр информационных систем,
кафедра ИТ и цифровые технологии, Ташенев университет, г. Шымкент, Казахстан
e-mail: shokhnoza.kh@gmail.com

Аннотация. В статье исследуется проблема формирования ИИ-грамотности преподавателей высшей школы в условиях стремительной цифровой трансформации образования. Автором предложена оригинальная трёхуровневая модель ИИ-компетентности педагога: «Пользователь - Интегратор - Архитектор». Представлен практический опыт реализации авторского курса повышения квалификации по применению инструментов искусственного интеллекта в педагогической деятельности: за период 2025–2026 годов обучение прошли более 200 преподавателей вузов Казахстана в рамках 8 учебных потоков. Приведены актуальные данные о цифровом разрыве между студентами и педагогами, а также о барьерах, препятствующих освоению ИИ-инструментов преподавательским сообществом. Обоснована необходимость системного включения ИИ-грамотности в программы повышения квалификации педагогических кадров Республики Казахстан.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ИИ-грамотность, цифровая компетентность педагога, повышение квалификации, высшее образование, EdTech, генеративный ИИ, цифровая трансформация образования, Казахстан.

Введение

По состоянию на март 2026 года искусственный интеллект из экспериментальной технологии окончательно превратился в повседневный инструмент академической жизни. Согласно отчёту Coursera AI in Higher Education Report (февраль 2026), четыре из пяти студентов указывают, что ИИ-инструменты положительно повлияли на их академическую успеваемость. По данным Engageli (2026), к текущему моменту 44% студентов регулярно используют генеративные ИИ-инструменты - более чем в полтора раза больше, чем два года назад.

Между тем институциональная готовность системы образования к этим изменениям существенно отстаёт. Лишь 42% студентов считают своих преподавателей подготовленными к работе с ИИ-инструментами - и это при том, что данный показатель за год вырос более чем вдвое: с 18% до 42% [Engageli, 2026]. Разрыв между темпами освоения ИИ студентами и преподавателями становится одним из ключевых вызовов современной высшей школы.

В Казахстане эта проблема приобретает особую остроту: при высоком уровне цифровизации студенческой среды системных механизмов формирования ИИ-компетентности педагогических кадров в настоящее время не создано. Цель настоящей работы - предложить концептуальную модель ИИ-грамотности преподавателя высшей школы и представить практический опыт её формирования в рамках авторской образовательной программы.

1. Цифровой разрыв: преподаватель и студент в эпоху ИИ

Современный студент и преподаватель оказались в принципиально разных позициях по отношению к ИИ-инструментам. Студент осваивает технологии органично, в режиме повседневного использования. Преподаватель чаще всего сталкивается с ними как с угрозой академической честности - и реагирует одним из трёх способов: запретом, игнорированием или тревогой. Ни одна из этих стратегий не является эффективной.

По данным Inside Higher Ed (июнь 2025), 65% студентов американских университетов используют генеративные чат-боты не реже одного раза в неделю, а 86% применяют ИИ-инструменты для учебных задач. В казахстанском контексте, по наблюдениям автора в ходе 8 потоков обучения 2025–2026 годов, подавляющее большинство студентов активно

используют ChatGPT, Gemini и аналогичные системы при выполнении самостоятельных работ - вне зависимости от наличия или отсутствия официального разрешения.

При этом лишь 28% университетов в мире к 2025 году приняли формальную политику в отношении ИИ [Engageli, 2026]. В Казахстане единых федеральных стандартов использования ИИ в образовании не существует, что оставляет преподавателей без чёткого методического ориентира. Следствием является не снижение, а рост тревожности педагогического сообщества: многие преподаватели ощущают себя некомпетентными именно в тот момент, когда их роль как наставников становится наиболее значимой.

2. Барьеры на пути освоения ИИ преподавателями

На основании опыта работы с более чем 200 преподавателями вузов и колледжей Казахстана в 2025–2026 годах автором выделены три основных барьера, препятствующих освоению ИИ-инструментов педагогическим сообществом.

Барьер 1. Технофобия и синдром самозванца. Значительная часть преподавателей - особенно с многолетним стажем - испытывает психологический дискомфорт при взаимодействии с новыми технологиями. Страх «выглядеть некомпетентным» перед студентами или коллегами блокирует даже попытки освоения инструментов. Этот барьер носит не технический, а идентификационный характер: преподаватель, привыкший быть носителем знания, оказывается в роли ученика.

Барьер 2. Отсутствие педагогического контекста. Большинство доступных обучающих ресурсов по ИИ-инструментам ориентированы на маркетологов, разработчиков или широкую аудиторию. Преподаватель, желающий научиться применять ИИ в своей дисциплинарной практике - будь то история, экономика или педагогика, - сталкивается с дефицитом профессионально релевантного контента.

Барьер 3. Нехватка времени при высокой нагрузке. Средняя аудиторная нагрузка преподавателя казахстанского вуза составляет 700–1200 часов в год. Подготовка к занятиям, методическая работа, административная отчётность не оставляют пространства для самообразования. Именно поэтому освоение ИИ-инструментов должно демонстрировать немедленный практический результат - экономию того же времени - уже на этапе обучения.

3. Трёхуровневая модель ИИ-грамотности педагога

На основании теоретического анализа и практического опыта автором предложена модель ИИ-грамотности преподавателя высшей школы, включающая три последовательных уровня.

Уровень 1. Пользователь. Преподаватель знает базовые ИИ-инструменты и умеет применять их для решения стандартных задач: подготовки лекций, создания тестов, разработки методических материалов, редактирования текстов. На этом уровне ИИ используется как персональный ассистент, снижающий рутинную нагрузку. По данным автора, преподаватели, освоившие этот уровень, сообщают об экономии от 5 до 10 часов в неделю.

Уровень 2. Интегратор. Преподаватель встраивает ИИ-инструменты в педагогический процесс: разрабатывает задания с учётом возможностей и ограничений генеративных систем, использует ИИ для персонализации обратной связи, проектирует учебные ситуации, в которых студент осознанно взаимодействует с ИИ-инструментами. На этом уровне ИИ становится не угрозой академической честности, а педагогическим ресурсом.

Уровень 3. Архитектор. Преподаватель проектирует новые форматы обучения, опираясь на возможности ИИ: создаёт авторские курсы, разрабатывает системы оценивания, адаптированные к реалиям генеративного ИИ, формирует образовательные продукты, востребованные широкой аудиторией. На этом уровне педагог становится агентом трансформации системы образования в целом.

Принципиальная особенность модели состоит в том, что переход с уровня на уровень требует не столько технических знаний, сколько методологической переориентации: от восприятия ИИ как угрозы - к восприятию ИИ как профессионального инструмента.

4. Практический опыт: авторская программа повышения квалификации

В период 2025–2026 годов автором реализована программа повышения квалификации «ИИ для преподавателя», направленная на формирование компетентности первого и второго уровней предложенной модели. За это время обучение прошли более 200 преподавателей вузов Казахстана в рамках 8 учебных потоков.

Целевая аудитория программы - преподаватели гуманитарных, экономических и педагогических дисциплин в возрасте 30–55 лет, имеющие опыт работы от 10 лет и, как правило, минимальный первоначальный опыт работы с ИИ-инструментами. Именно эта категория педагогов наиболее уязвима в условиях цифровой трансформации и одновременно наиболее многочисленна в системе казахстанского высшего образования.

Ключевые результаты программы включают: освоение участниками не менее 10 практических ИИ-инструментов для педагогической деятельности; сокращение времени на подготовку учебных материалов на 5–10 часов в неделю по самооценке участников; формирование навыков разработки заданий, устойчивых к механическому делегированию генеративным системам; создание участниками авторских учебных материалов с применением ИИ непосредственно в ходе обучения.

Особую значимость представляет тот факт, что обучение проводится преподавателем-практиком, работающим внутри системы высшего образования. Это обеспечивает максимальную релевантность учебного контента реальным условиям педагогической деятельности и снижает описанный выше барьер технофобии: участники видят в преподавателе не IT-специалиста, а коллегу, прошедшего тот же путь трансформации.

Заключение

Формирование ИИ-грамотности преподавателей высшей школы является неотложной задачей системы образования Республики Казахстан. Данные марта 2026 года свидетельствуют о том, что студенты уже живут в реальности массового применения ИИ-инструментов, тогда как большинство педагогов по-прежнему не имеют системной подготовки к работе в этих условиях.

Предложенная трёхуровневая модель «Пользователь - Интегратор - Архитектор» задаёт вектор профессионального развития педагога в направлении от освоения инструментов к проектированию новых образовательных форматов. Практический опыт реализации авторской программы подтверждает реалистичность этого пути: преподаватели с любым первоначальным уровнем цифровой компетентности способны за короткий период освоить инструменты первого уровня и сформировать устойчивую практику их применения.

Перспективными направлениями дальнейшей работы являются: разработка государственных стандартов ИИ-грамотности педагогических кадров; включение соответствующих модулей в программы институтов повышения квалификации; создание сетей взаимной поддержки преподавателей, осваивающих ИИ-инструменты. Вопрос о том, кто будет учить студентов осознанному использованию ИИ, если не педагоги, - требует системного, а не индивидуального ответа.

Список литературы:

1. Coursera. AI in Higher Education Report. - February 2026. - URL: https://www.coursera.org

2. Engageli. 25 AI in Education Statistics to Guide Your Learning Strategy in 2026. - URL: https://www.engageli.com/blog/ai-in-education-statistics

3. Inside Higher Ed. 65 Percent of Students Use Gen AI Chat Bot Weekly. - June 2025. - URL: https://www.insidehighered.com

4. OECD. Digital Education Outlook 2026: AI in Education. - Paris: OECD Publishing, 2026.

5. Precedence Research. AI in Education Market Size to Surge USD 136.79 Bn by 2035. - 2026. - URL: https://www.precedenceresearch.com/ai-in-education-market

6. Frontiers in Education. Artificial Intelligence in Higher Education: A Systematic Review of Its Impact on Student Engagement. - 2025. - Vol. 10. - URL: https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1648661

7. Министерство науки и высшего образования РК. Концепция развития высшего образования и науки Республики Казахстан на 2023–2029 годы. - Астана, 2023.

UDC 378:004
IRSTI 14.35.09

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МОЩНОСТИ ВЕТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ УСТАНОВКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

[1]Бекжигитова А.Е., [2]Ботаев Б.Б., [3]Аманова Ж.Н.
[1]https://orcid.org/0009-0005-5613-271X
Старший преподаватель кафедры «IT и цифровых технологий», магистр
Университет имени Ж.А. Ташенева, г. Шымкент, Казахстан
ainurg89@mail.ru
[2]Старший преподаватель кафедры «IT и цифровых технологий», магистр
Университет имени Ж.А. Ташенева, г. Шымкент, Казахстан
https://orsid.org/0009-0003-9527-4636, Bekbolat75@mail.ru
[3]https://orcid.org/0009-0009-9106-0458, E-mail:amanova77j@gmail.com
магистр технических наук, докторант 1-го курса по специальности «Электроэнергетика»,
Исследовательский университет имени М.Ауэзова, Шымкент, Казахстан

Аннотация. Представлен метод прогнозирования выработки электроэнергии ветроэнергетической установки на основе временных рядов метеорологических и эксплуатационных параметров. Набор данных включает 14 610 временных интервалов. После очистки данных и формирования признаков построены модели линейной регрессии, Random Forest и XGBoost. Для исключения утечки информации выборка разделена по временной оси. Random Forest показал наилучшее качество: R^2 = 0,9997, MAE = 1,09 кВт·ч и RMSE = 10,72 кВт·ч. Для XGBoost получены R^2 = 0,9996, MAE = 1,40 кВт·ч и RMSE = 11,95 кВт·ч. Интегральная ошибка по энергии Random Forest составила 0,088%, или 276 кВт·ч при фактической суммарной выработке 315 358 кВт·ч. Анализ остатков не выявил выраженного систематического смещения. Результаты показывают применимость ансамблевых моделей для прогнозирования ветровой генерации и планирования режимов энергосистем. Дополнительная внешняя валидация необходима для подтверждения переносимости модели на другие временные периоды и объекты.

Ключевые слова: ветроэнергетика; прогнозирование выработки; машинное обучение; Random Forest; XGBoost; временные ряды; возобновляемые источники энергии.

Введение

Интеграция ветроэнергетических установок в электрические сети обусловливает необходимость разработки точных методов прогнозирования генерации электроэнергии. Достоверные прогнозы необходимы для поддержания баланса мощности, определения требуемого объёма резервов и оптимизации режимов работы энергетического оборудования. Основная проблема прогнозирования связана со стохастическим характером ветрового потока, а также с нелинейной зависимостью выходной мощности ветроэнергетической установки от скорости ветра. В современных исследованиях ветровая генерация рассматривается как случайный процесс, поэтому эффективность прогнозных моделей

рекомендуется оценивать с учётом их последующего применения при принятии оперативных и плановых решений [1, 2].

Физические и статистические методы сохраняют значимость при решении задач прогнозирования, однако их применение предполагает формализованное описание исследуемых процессов. Кроме того, точность таких моделей может снижаться при изменении погодных условий и эксплуатационных режимов оборудования. Методы машинного обучения позволяют выявлять сложные нелинейные зависимости непосредственно на основе накопленных данных. При обработке табличных данных и выборок ограниченного объёма перспективным является применение ансамблевых алгоритмов на основе деревьев решений. Метод Random Forest обеспечивает снижение дисперсии прогнозов посредством объединения результатов множества относительно независимых деревьев [3]. Алгоритм XGBoost формирует ансамбль последовательно, при этом каждая новая модель направлена на уменьшение ошибок предыдущих моделей, а встроенная регуляризация способствует снижению риска переобучения [4].

При оценке эффективности прогнозирования ветровой генерации использование только одного показателя качества не позволяет в полной мере определить практическую пригодность модели. Для решения задач энергетического планирования необходимо учитывать величину ошибок на отдельных временных интервалах, наличие систематического отклонения прогнозов и точность определения суммарной выработки электроэнергии. Поскольку исследуемые данные имеют временную структуру, обучающую и тестовую выборки следует формировать с соблюдением хронологической последовательности. Случайное перемешивание наблюдений может привести к попаданию информации из будущих периодов в обучающую выборку и, как следствие, к завышению показателей качества модели.

Целью настоящего исследования является разработка и проверка метода прогнозирования выработки электроэнергии ветроэнергетической установкой с применением алгоритмов Random Forest и XGBoost. Для достижения поставленной цели выполнены предварительная обработка исходных данных, формирование физически обоснованных признаков, обучение прогнозных моделей, их валидация с учётом временной последовательности наблюдений, а также сравнительная оценка результатов по точечным и интегральным показателям качества.

Материалы и методы

Исследование основано на архивных метеорологических и эксплуатационных данных ВЭУ, включающих 14 610 временных интервалов. Входные параметры представлены скоростью и направлением ветра, температурой воздуха, атмосферным давлением и временными характеристиками. Выходными переменными являются электрическая мощность и выработка энергии за соответствующий интервал.

Скорость ветра, мощность и выработка представлены без пропусков. Направление ветра, температура и давление содержат 5 602 отсутствующих наблюдения. Для устойчивой базовой конфигурации основным предиктором выбрана скорость ветра. Дополнительные параметры используются после контроля полноты и выбора обоснованной стратегии обработки пропусков.

Из временных рядов исключались физически невозможные значения, а пропуски дополнительных метеопараметров восстанавливались статистическими методами либо соответствующие строки исключались в зависимости от доли пропусков. Стандартизация не применялась, поскольку деревья решений инвариантны к монотонному масштабированию признаков.

Распределения скорости ветра и выработки характеризуются правосторонней асимметрией и высокой долей малых или нулевых значений. Большая часть наблюдений скорости ветра сосредоточена в диапазоне 0–4 м/с. Высокие значения рассматривались как потенциально физически значимые события и не удалялись автоматически. Такое решение согласуется с зависимостью доступной мощности ветрового потока

$$P = \frac{1}{2} pAv^3 C_p(\lambda, \beta),$$

где ρ — плотность воздуха; A — ометаемая площадь ротора; v — скорость ветра; C_p — коэффициент использования энергии ветра; λ — быстроходность; β — угол шага лопасти. Кубическая зависимость объясняет существенный вклад редких высоких скоростей в суммарную генерацию.

Формирование признаков

Признаковое пространство включает исходные метеорологические переменные, временные признаки и нелинейные преобразования скорости ветра. Циклические переменные кодируются парами синуса и косинуса. Для часа суток h используются sin(2πh/24) и cos(2πh/24); направление ветра θ представляется как sin(θ) и cos(θ). Такое кодирование устраняет искусственный разрыв между близкими углами 359° и 0°. Дополнительно могут использоваться v^2, v^3 и взаимодействия параметров, если их расчёт не использует будущую информацию.



Рисунок 1 — Структурная схема метода прогнозирования

После формирования признакового пространства данные были организованы в единую таблицу, в которой каждой временной отметке соответствовали значения входных параметров и фактическая выработка электроэнергии. Чтобы предотвратить утечку информации, признаки рассчитывались исключительно на основании данных, доступных к моменту прогнозирования. Общая структура разработанного метода представлена на рисунке 1.

Модели машинного обучения

В исследовании использованы модели линейной регрессии, Random Forest и XGBoost. Линейная регрессия применялась в качестве базовой модели, позволяющей оценить преимущество нелинейных алгоритмов. Прогнозное значение линейной модели определяется выражением:

$$\hat{y}_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^{m} \beta_j x_{ij},$$

Где $\hat{y}_i$ — прогнозируемая выработка электроэнергии; x_{ij} — значение j-го признака для i -го наблюдения; β_0 — свободный коэффициент; β_j — параметры модели; m — количество признаков.

Алгоритм Random Forest формирует ансамбль деревьев решений, каждое из которых обучается на случайной подвыборке исходных данных и признаков. Итоговый прогноз рассчитывается как среднее значение прогнозов отдельных деревьев:

$$\hat{y}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \hat{y}k,$$

где N — количество деревьев, а yk — прогноз k-го дерева. Усреднение результатов способствует снижению дисперсии и повышению устойчивости модели к шуму в исходных данных.

XGBoost представляет собой метод градиентного бустинга, при котором деревья решений добавляются последовательно. Каждое новое дерево обучается для уменьшения ошибки, оставшейся после предыдущих итераций. Целевая функция включает функцию потерь и регуляризационный компонент:

$$L = \sum_{i=1}^{n} l\left(y_i, \hat{y}_i\right) + \sum_{k=1}^{K} \Omega\left(f_k\right),$$

где l — функция потерь; y_i — фактическое значение; $\hat{y}_i$ — прогноз модели; $\Omega\left(f_k\right)$ — регуляризация сложности k-го дерева; K — количество деревьев.

Гиперпараметры моделей выбирались на обучающей части данных. Для Random Forest учитывались количество деревьев, максимальная глубина, минимальное число наблюдений в конечных узлах и количество признаков, используемых при разбиении. Для XGBoost настраивались число деревьев, глубина дерева, скорость обучения, доля наблюдений и признаков, используемых на каждой итерации, а также параметры регуляризации.

Валидация и метрики

Данные разделялись последовательно: ранний интервал использовался для обучения, последующий — для тестирования. Такой порядок соответствует реальному сценарию прогнозирования и уменьшает риск утечки информации. Качество оценивалось по средней абсолютной ошибке MAE, среднеквадратической ошибке RMSE и коэффициенту детерминации R^2:

Средняя абсолютная ошибка определяется следующим образом:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i - \hat{y}_i\right|.$$

Корень из средней квадратичной ошибки рассчитывается по формуле:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}.$$

Коэффициент детерминации определяется выражением:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \overline{y}_i\right)^2},$$

где n — количество наблюдений тестовой выборки; y_i — фактическая выработка; $\hat{y}_i$ — прогнозируемая выработка; $\overline{y}$ — среднее фактическое значение.

Для оценки точности прогноза суммарной энергии дополнительно использовалась интегральная относительная ошибка:

$$\delta_E = \frac{\left|\sum_{i=1}^{n}\hat{y}_i - \sum_{i=1}^{n} y_i\right|}{\sum_{i=1}^{n} y_i} \cdot 100\%.$$

Использование нескольких показателей позволяет оценить точность как отдельных прогнозных значений, так и суммарной выработки электроэнергии за рассматриваемый период.

Дополнительно рассчитывалась интегральная ошибка по энергии как разность суммарных фактических и прогнозных значений, выраженная в кВт·ч и процентах.

Результаты и обсуждение

Сравнение показало, что линейная регрессия не описывает нелинейную зависимость между ветровыми условиями и генерацией. Обе ансамблевые модели обеспечили высокую точность, причём Random Forest получил минимальные MAE и RMSE.

Таблица 1 — Сравнение точности моделей на тестовой выборке

Метрика			
MAE, кВт·ч			
RMSE, кВт·ч			
Максимальная абсолютная ошибка, кВт·ч			
Медианная абсолютная ошибка, кВт·ч			
Суммарная фактическая выработка, кВт·ч			
Суммарная прогнозная выработка, кВт·ч			
Интегральная ошибка, кВт·ч			
Интегральная ошибка, %			

Random Forest достиг $R^2 = 0{,}9997$ при MAE = 1,09 кВт·ч и RMSE = 10,72 кВт·ч. XGBoost показал близкий коэффициент детерминации, но несколько большие ошибки. Низкое качество линейной регрессии подтверждает необходимость нелинейного моделирования.

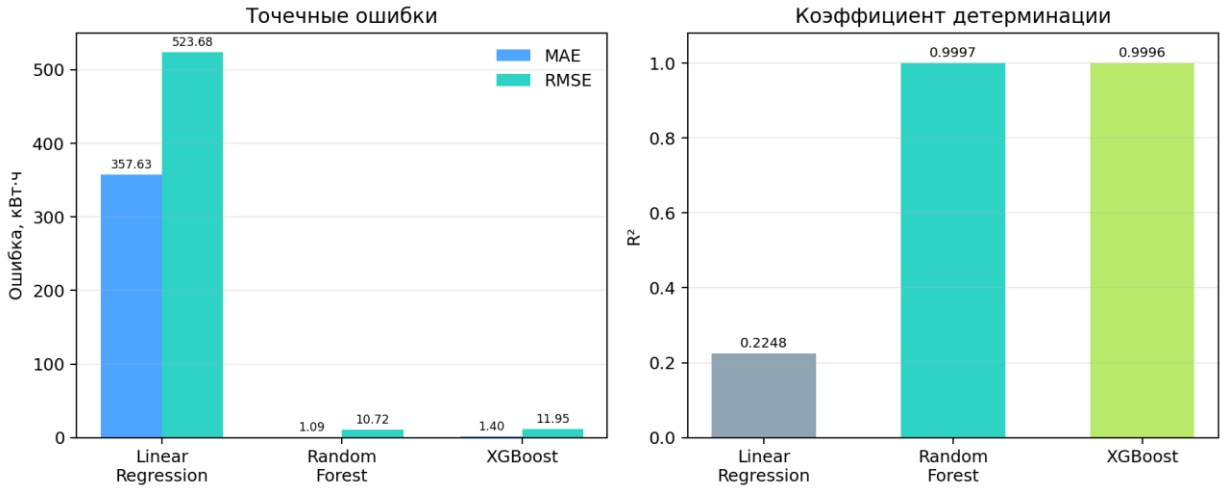


Рисунок 2 — Сравнение основных метрик моделей

Интегральная точность и остатки

Фактическая суммарная выработка на тестовом интервале составила 315 358 кВт·ч. Прогноз Random Forest равен 315 634 кВт·ч, поэтому абсолютная интегральная ошибка составила 276 кВт·ч, или 0,088%. Для XGBoost относительная ошибка равна 0,718%. Линейная регрессия завысила суммарную энергию на 138,98%.

Остатки Random Forest распределяются преимущественно около нуля, а отдельные крупные отклонения соответствуют эпизодам высокой генерации. Это поддерживает вывод об отсутствии выраженного систематического смещения. Для строгого подтверждения следует приводить автокорреляционную функцию остатков и результаты теста Льюнга–Бокса или эквивалентной проверки.

Интерпретация и ограничения

Полученная точность показывает, что Random Forest эффективно воспроизводит зависимости в исследуемом наборе данных. Вместе с тем R^2, близкий к единице, требует дополнительной проверки. Необходимо убедиться, что среди предикторов отсутствуют текущая мощность или другие признаки, непосредственно определяющие энергию того же интервала. Такая конфигурация превратила бы прогноз будущей выработки в оценивание одновременной величины.

В дальнейшем целесообразны скользящая временная валидация, проверка на независимом сезоне или другой ВЭУ и отдельная оценка горизонтов от одного до нескольких шагов вперёд. Следует также описать точную стратегию обработки 5 602 пропусков, состав итоговой выборки и процедуру настройки гиперпараметров. Эти дополнения повысят воспроизводимость и позволят оценить переносимость модели.

Заключение

Разработан метод прогнозирования выработки электроэнергии ВЭУ на основе метеорологических и временных признаков. Временное разделение данных использовано для обучения и тестирования моделей Linear Regression, Random Forest и XGBoost. Наилучшие результаты получены для Random Forest: $R^2 = 0{,}9997$, MAE = 1,09 кВт·ч, RMSE = 10,72 кВт·ч, интегральная ошибка по энергии — 0,088%. XGBoost также показал высокую точность, но уступил Random Forest по совокупности метрик.

Практическая значимость подхода состоит в возможности использовать прогнозы для оперативного планирования генерации, оценки энергетического баланса и поддержки решений при интеграции возобновляемых источников энергии. Перед внедрением требуется внешняя временная валидация, контроль утечки целевой информации и проверка устойчивости при изменении погодных и эксплуатационных условий.

Преимущество Random Forest обусловлено его способностью моделировать сложные нелинейные зависимости без предварительного задания функциональной формы. Алгоритм устойчив к выбросам, взаимодействиям признаков и различиям в масштабах входных переменных. XGBoost показал близкие результаты, однако его эффективность сильнее зависит от выбора гиперпараметров и качества настройки регуляризации.

Полученные значения \(R^2\), близкие к единице, требуют осторожной интерпретации. Высокая точность может быть обусловлена сильной зависимостью выработки от скорости ветра, особенностями исследуемого периода и наличием в признаковом пространстве эксплуатационных переменных, тесно связанных с целевым показателем. Поэтому перед практическим внедрением необходимо дополнительно проверить отсутствие прямой или косвенной утечки целевой информации.

Ограничением исследования является использование данных одной ветроэнергетической установки и одного временного периода. Метеорологические условия, технические характеристики турбины, режимы ограничения мощности и состояние оборудования могут существенно различаться между объектами. Для оценки переносимости разработанного подхода необходима внешняя валидация на данных других временных периодов и ветроэнергетических установок.

Перспективным направлением дальнейших исследований является включение прогнозных метеорологических данных, лаговых значений скорости ветра и выработки, а также характеристик технического состояния оборудования. Кроме того, целесообразно сравнить ансамблевые методы с рекуррентными и трансформерными нейронными сетями, предназначенными для обработки последовательностей.

Список литературы:

1. Foley A. M., Leahy P. G., Marvuglia A., McKeogh E. J. Current methods and advances in forecasting of wind power generation. Renewable Energy. 2012. Vol. 37, No. 1. P. 1–8. https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.05.033

2. Pinson P. Wind energy: Forecasting challenges for its operational management. Statistical Science. 2013. Vol. 28, No. 4. P. 564–585. https://doi.org/10.1214/13-STS445

3. Breiman L. Random forests. Machine Learning. 2001. Vol. 45. P. 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

4. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. P. 785–794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

5. Hong T., Pinson P., Wang Y., Weron R., Yang D., Zareipour H. Energy forecasting: A review and outlook. IEEE Open Access Journal of Power and Energy. 2020. Vol. 7. P. 376–388. https://doi.org/10.1109/OAJPE.2020.3029979

6. Voyant C., Notton G., Kalogirou S. et al. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. Renewable Energy. 2017. Vol. 105. P. 569–582. https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.095

7. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. https://otexts.com/fpp3/

8. International Electrotechnical Commission. IEC 61400-12-1:2022. Wind energy generation systems — Part 12-1: Power performance measurements of electricity producing wind turbines. 3rd ed. Geneva: IEC, 2022. 316 p. URL: https://webstore.iec.ch/en/publication/68499 (дата обращения: 28.10.2026).

МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ АЛГОРИТМДЕРІН ҚОЛДАНУ АРҚЫЛЫ ЖЕЛ ЭНЕРГЕТИКАЛЫҚ ҚОНДЫРҒЫНЫҢ ҚУАТЫН БОЛЖАУ МОДЕЛІН ӘЗІРЛЕУ

[1]Бекжигитова А.Е., [2]Ботаев Б.Б., [3]Аманова Ж.Н.
[1]ORCID: 0009-0005-5613-271X
IT және цифрлық технологиялар кафедрасының аға оқытушысы, магистр
Ж.А. Тәшенов атындағы университет, Шымкент, Қазақстан
E-mail: ainurg89@mail.ru
[2]IT және цифрлық технологиялар кафедрасының аға оқытушысы, магистр
Ж.А.Тәшенев атындағы университет, Шымкент , Қазақстан
https://orsid.org/0009-0003-9527-4636, Bekbolat75@mail.ru
[3]ORCID: 0009-0009-9106-0458, E-mail:amanova77j@gmail.com
техника ғылымдарының магистрі, «Электронергетика» білім беру бағдарламасының бірінші курс докторанты
М. Әуезов атындағы Зерттеу университеті, Шымкент, Қазақстан

Аңдатпа. Мақалада метеорологиялық және пайдалану параметрлерінің уақыттық қатарлары негізінде жел энергетикалық қондырғысының электр энергиясын өндіру көлемін болжау әдісі ұсынылған. Деректер жиынтығы 14 610 уақыт аралығын қамтиды. Деректерді тазарту және белгілерді қалыптастыру кезеңдерінен кейін сызықтық регрессия, Random Forest және XGBoost модельдері құрылды. Ақпараттың таралып кетуіне жол бермеу үшін деректер жиынтығы хронологиялық реттілік сақтала отырып бөлінді. Random Forest моделі ең жоғары болжау дәлдігін көрсетті: R^2 = 0,9997, MAE = 1,09 кВт·сағ және RMSE = 10,72 кВт·сағ. XGBoost моделі үшін R^2 = 0,9996, MAE = 1,40 кВт·сағ және RMSE = 11,95 кВт·сағ көрсеткіштері алынды. Нақты жиынтық электр энергиясының өндірілуі 315 358 кВт·сағ болған кезде Random Forest моделінің энергия бойынша интегралдық болжау қатесі 0,088%-ды немесе 276 кВт·сағ-ты құрады. Қалдықтарды талдау айқын жүйелі ауытқуды анықтаған жоқ. Алынған нәтижелер ансамбльдік модельдерді жел энергетикасындағы электр энергиясын өндіруді болжау және электр энергетикалық жүйелердің жұмыс режимдерін жоспарлау үшін қолдануға болатындығын көрсетеді. Ұсынылған модельдің жалпылау қабілетін бағалау үшін басқа уақыт кезеңдері мен энергетикалық нысандардың деректері негізінде қосымша сыртқы валидация жүргізу қажет.

Түйін сөздер: жел энергетикасы; электр энергиясын өндіруді болжау; машиналық оқыту; Random Forest; XGBoost; уақыттық қатарлар; жаңартылатын энергия көздері.

DEVELOPMENT OF A WIND TURBINE POWER FORECASTING MODEL USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS

[1]Bekzhigitova Ainur., [2]Botaev B., [3]Amanova Zh.
[1]ORCID: 0009-0005-5613-271X
Lecturer of the Department of IT and Digital Technologies, Master's degree
Zh.A. Tashenev University, Shymkent, Kazakhstan
E-mail: ainurg89@mail.ru
[2]Senior Lecturer of the Department of IT and Digital Technologies, Master's degree
Zh.A. Tashenev University, Shymkent, Kazakhstan
https://orsid.org/0009-0003-9527-4636, E-mail: Bekbolat75@mail.ru
[3]ORCID: 0009-0009-9106-0458, E-mail:amanova77j@gmail.com
Master of Technical Sciences, first-year doctoral student in the Electrical Power Engineering programme
M. Auezov Research University, Shymkent, Kazakhstan

Abstract. This study presents a machine-learning method for forecasting wind-turbine electricity generation from meteorological and operational time series. The dataset contains 14,610 time intervals. Linear regression, Random Forest and XGBoost were trained using a chronological train-test split. Random Forest achieved the best performance with $R^2 = 0.9997$, MAE = 1.09 kWh and RMSE = 10.72 kWh. Its aggregate energy error was 0.088%, corresponding to 276 kWh for an observed total of 315,358 kWh. Residual analysis indicated no pronounced systematic bias. The results support the use of tree ensembles for operational wind-generation forecasting, while independent temporal validation is required to assess transferability.

Keywords: wind energy; electricity generation forecasting; machine learning; Random Forest; XGBoost; time series; renewable energy.

ӘОЖ 28.23.15

МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ АЛГОРИТМДЕРІНІҢ ЖІКТЕУ ДӘЛДІГІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ

[1]С.Б.Ботаева., [2]Б.Б.Ботаев., [3]Халкулова З.Н
[1]IT және цифрлық технологиялар кафедрасының аға оқытушысы, т.ғ.к доцент
Ж.А.Тәшенев атындағы университет, Шымкент қ
https://orsid.org/0000-0002-4995-7730, Saule_bb@mail.ru
[2]IT және цифрлық технологиялар кафедрасының аға оқытушысы, магистр
Ж.А.Тәшенев атындағы университет, Шымкент қ
https://orsid.org/0009-0003-9527-4636, Bekbolat75@mail.ru
[3]IT және цифрлық технологиялар кафедрасының оқытушысы, магистр
Ж.А.Тәшенев атындағы университет, Шымкент қ
khalkulova25@icloud.com

Аңдатпа. Бұл жұмыста үш классикалық жіктеуіштің, яғни шешім ағашының (Decision Tree), кездейсоқ орманның (Random Forest) және k-ең жақын көрші әдісінің (K-Nearest Neighbors, KNN) жіктеу сапасы бір деректер жиынында салыстырылды. Эксперимент үшін сүт безі ісігінің диагностикасына арналған Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) жиыны (569 бақылау, 30 белгі) алынды. Гиперпараметрлер ішкі 3 бөлікті кросс-валидацияда таңдалды, ал сапа сыртқы контурдағы 5×5 стратификацияланған кросс-валидация бойынша Accuracy, Precision және Recall көрсеткіштерімен бағаланды; айырмашылықтардың маңыздылығы Бонферрони түзетуі бар Вилкоксон критерийімен тексерілді. Accuracy бойынша KNN (0,967) мен Random Forest (0,955) түзетуден кейін бір-бірінен статистикалық ажыратылмады, ал Decision Tree (0,927) екеуінен де төмен болды. KNN-нің ең жоғары Recall мәні (0,991) басым класқа, яғни қатерсіз ісікке қатысты; қатерлі ісікті анықтау толықтығы бойынша KNN мен Random Forest-тің арасында айырма байқалмады (0,926 және 0,929). Нәтижелер бір деректер жиынымен шектелген, сондықтан жалпы ереже ретінде қабылданбауы тиіс.

Түйін сөздер: машиналық оқыту, жіктеу, шешім ағашы, кездейсоқ орман, k-ең жақын көршілер, кросс-валидация, Accuracy, Precision, Recall.

Кіріспе

Жіктеу есебі машиналық оқытудың ең көп қолданылатын бағыттарының бірі: медициналық диагностикадан несиелік скорингке, мәтіндерді санаттауға дейінгі міндеттердің басым бөлігі объектіні алдын ала белгілі кластардың біріне жатқызуға келіп тіреледі. Іс жүзінде зерттеушіге ең алдымен алгоритм таңдау керек болады, ал таңдау тек дәлдікпен шектелмейді: оған есептеу шығыны, гиперпараметрлерге сезімталдық және нәтижені түсіндіру мүмкіндігі де әсер етеді.

Бұл сұраққа бір ғана жауап жоқ. Fernández-Delgado және әріптестері 121 деректер жиынында 179 жіктеуішті салыстырып, орта есеппен кездейсоқ орман тұқымдасы мен Гаусс ядросы бар тірек векторлар әдісінің жоғары нәтиже беретінін көрсетті [1]. Бірақ орташа көрсеткіш нақты бір тапсырмада сол алгоритмнің жеңетініне кепіл бола алмайды. Сондықтан белгілі бір деректер үшін жіктеуішті таңдау жергілікті экспериментке, оның ішінде сенімді бағалау процедурасына сүйенуі тиіс.

Біз принципі жағынан бір-бірінен едәуір өзгеше үш алгоритмді таңдадық. Шешім ағашы (CART түрінде) белгілер кеңістігін иерархиялық түрде тікбұрышты аймақтарға бөледі және ережелер жиыны ретінде оңай оқылады [2]. Алайда жалғыз ағаш оқу таңдамасындағы шағын өзгерістерге сезімтал, яғни оның дисперсиясы жоғары. Кездейсоқ орман бұл кемшілікті бутстреп-үлгілерде оқытылған көптеген ағаштың болжамын орташалау және әр бөліну кезінде белгілердің кездейсоқ ішкі жиынын қарау арқылы азайтады [3]. K-ең жақын көрші әдісі мүлде басқаша жұмыс істейді: нақты оқыту кезеңі жоқ, жаңа объект оқу таңдамасындағы ең жақын k көршінің көпшілік даусымен жіктеледі [4]. Демек нәтиже қашықтық өлшеміне, ал ол өз кезегінде белгілердің масштабына тікелей тәуелді.

Бұл әдістердің сипаттамасы оқулықтарда жеткілікті, ал практикалық салыстыру көбіне бір ғана көрсеткішпен, яғни Accuracy-мен шектеледі. Accuracy кластардың арақатынасына сезімтал, сондықтан қателердің сипатын жасырып қалуы мүмкін; Precision мен Recall әр класс бойынша қателерді бөлек көрсетеді [5]. Тағы бір жиі кездесетін әлсіз тұс: гиперпараметрлерді таңдауға да, сапаны бағалауға да бір кросс-валидацияны пайдалану нәтижені оптимистік жаққа ығыстырады [6], ал байқалған айырмашылықтардың статистикалық маңыздылығы кейде мүлде тексерілмейді.

Жұмыстың мақсаты — Decision Tree, Random Forest және K-Nearest Neighbors алгоритмдерінің жіктеу сапасын бір деректер жиынында Accuracy, Precision және Recall бойынша, гиперпараметрлер ішкі контурда таңдалатын ішкі-сыртқы (nested) кросс-валидация жағдайында салыстыру және байқалған айырмашылықтардың статистикалық сенімділігін бағалау. Үш сұрақ қойылды: ансамбльдік тәсіл жалғыз ағашқа қарағанда не береді; масштабтаудан кейін қарапайым KNN күрделірек Random Forest-пен бәсекелесе ала ма; жалпы Accuracy-дегі айырма екі класс бойынша қателердің құрылымын қаншалықты дәл көрсетеді. Нәтиже бір ғана деректер жиынына негізделгенін бірден айтқан жөн: біз әмбебап рейтинг ұсынбаймыз, тек қайталауға болатын салыстыру үлгісін көрсетеміз.

Әдістер

Деректер жиыны. Эксперимент Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) жиынында жүргізілді [7]. Жиын жіңішке инелі аспирация биопсиясы кезінде алынған жасуша ядроларының цифрланған кескіндерінен есептелген сипаттамалардан тұрады. Әр ядро үшін он сипаттама (радиус, текстура, периметр, аудан, тегістік, ықшамдық, ойыстық, ойыс нүктелер саны, симметрия, фракталдық өлшем) анықталған, ал олардың орташа мәні, стандартты қатесі және «ең нашар» мәні (үш ең үлкен мәннің орташасы) белгі ретінде берілген, барлығы 30 белгі. Жиында 569 бақылау бар: 212-сі қатерлі (malignant), 357-сі қатерсіз (benign) ісік, яғни қатерлі ісіктің үлесі шамамен 37%. Мәндері жоқ бақылау болмағандықтан, толтыру немесе жою қажет болған жоқ. Деректер scikit-learn кітапханасының құрамында тұрады [8], бұл экспериментті қайталауды жеңілдетеді. Кітапханада қатерсіз класс 1, қатерлі класс 0 деп кодталған. Негізгі есепте Precision мен Recall оң класс ретінде 1-класс (қатерсіз) үшін есептелді: бұл кітапхананың әдепкі таңдауымен сәйкес келеді. Клиникалық тұрғыдан қатерлі ісікті анықтау маңыздырақ екенін ескеріп, оның көрсеткіштерін бөлек келтіреміз.

Алгоритмдер және гиперпараметрлер. Үш жіктеуіштің іске асырылуы scikit-learn 1.8.0 нұсқасынан алынды, кездейсоқтық көзі random_state = 42 мәнімен бекітілді. Decision Tree — Джини өлшемі бойынша бөлінетін CART типті ағаш; тор бойынша максималды тереңдік (3, 5, 7 және шектеусіз) пен жапырақтағы ең аз бақылау саны (1, 3, 5) қарастырылды. Random Forest үшін ағаш саны (100 және 300), максималды тереңдік (5 және шектеусіз) және жапырақтағы ең аз бақылау саны (1 және 3) таңдалды; әр бөліну кезінде қаралатын белгілер саны әдепкі мәнде, яғни белгілер санының квадрат түбіріне жуық (30 белгі болғанда бес белгі)

қалдырылды. K-Nearest Neighbors үшін көрші саны (3, 5, 7, 11, 15) және салмақтау тәсілі (бірдей немесе қашықтыққа кері пропорционал) өзгертілді, қашықтық ретінде Евклид метрикасы алынды. KNN үшін белгілер стандартталды, бірақ стандарттаудың орташасы мен ауытқуы тек оқу бөлігінен есептелетіндей етіп pipeline ішіне енгізілді, сондықтан тест бөлігінен ақпарат ағып кетпейді. Ағаштарға негізделген әдістер белгілерді монотонды түрлендіруге сезімтал емес, сондықтан оларға масштабтау қолданылмады.

Валидация. Сапаны бағалау үшін ішкі-сыртқы кросс-валидация қолданылды. Сыртқы контур 5 бөлікті стратификацияланған кросс-валидацияның бес рет қайталануынан тұрады (әр қайталауда бөлу кездейсоқ және әртүрлі), яғни әр алгоритм үшін 25 тест бөлігі бойынша өлшем алынды. Әр сыртқы оқу бөлігінің ішінде гиперпараметрлер 3 бөлікті стратификацияланған кросс-валидациямен Accuracy бойынша таңдалды, содан кейін ең жақсы конфигурация сол оқу бөлігінің бәрінде қайта оқытылып, сыртқы тест бөлігінде бағаланды. Мұндай құрылым гиперпараметрлерді таңдау мен соңғы бағалауға бірдей деректі пайдаланудан туатын оптимистік ығысудың алдын алады [6]. Үш алгоритм де 25 сыртқы бөліністің дәл бірдей бөліктерінде сыналды, сондықтан нәтижелерді жұптастырып салыстыруға болады.

Теориялық негіздер. Салыстырылатын әдістердің жұмыс принципін қысқаша еске түсірейік, себебі гиперпараметрлердің мағынасы осыдан шығады. CART ағашы әр түйінде белгі мен шекті мәнді былай таңдайды: бөлінген екі бөліктегі қоспа өлшемі барынша азаюы керек. Джини қоспасы $G = 1 - \Sigma\, p_k^2$ түрінде есептеледі, мұндағы p_k — түйіндегі k-класс бақылауларының үлесі; түйін таза болса, G нөлге тең. Ағашты шектеусіз өсірсек, ол оқу таңдамасын толық жаттап алады (жапырақтардың барлығы таза), сондықтан тереңдікті және жапырақтағы ең аз бақылау санын шектеу — тәжірибедегі негізгі реттеу тәсілі [2]. Кездейсоқ орманда ағаштар бутстреп-таңдамада оқытылады, әр бөлінуде белгілердің кездейсоқ ішкі жиыны ғана қаралады, ал соңғы болжам ағаштар дауысының көпшілігімен шығады. Ағаштар арасындағы корреляция неғұрлым аз болса, орташалаудан түсетін дисперсияның төмендеуі соғұрлым үлкен болады, орманның қатесі жеке ағаштың күші мен ағаштар арасындағы корреляцияға тәуелді екенін Breiman көрсеткен [3]. KNN үшін болжам x нүктесінен Евклид қашықтығы $d(x, x_i) = \sqrt{(\Sigma_j\, (x_j - x_ij)^2)}$ бойынша ең жақын k объектінің көпшілік даусымен анықталады; қашықтыққа кері пропорционал салмақтауда жақын көршінің даусы көбірек есептеледі. k аз болса, шекара жіңішке және шуға сезімтал; k үлкен болса, шекара тегістеледі, бірақ шағын құрылымдар жоғалады [4].

Көрсеткіштер қателер матрицасынан есептеледі: TP, FP, FN және TN — тиісінше шын оң, жалған оң, жалған теріс және шын теріс болжамдар саны. Сонда $Accuracy = (TP + TN)/(TP + FP + FN + TN)$, $Precision = TP/(TP + FP)$, $Recall = TP/(TP + FN)$. Accuracy екі қателікті бірдей санайды, сондықтан кластар бірдей ұсынылмаса, басым класты дұрыс болжау жалпы көрсеткішті жоғары ұстап тұра алады. Precision оң деп белгіленген объектілерге сенімділікті, Recall оң объектілерді қаншалықты толық тапқанымызды көрсетеді; екеуі бір-біріне кері тәуелді қозғалуы мүмкін, өйткені шешім шегін бір жаққа ығыстырсақ, біреуі өседі, екіншісі кемиді [5]. Әдеттегідей, бұл мақалада оң класс таңдауы нәтижені өзгертетінін ескеріп, екі класс үшін де көрсеткіштер берілген.

Дизайнды таңдау себептері. Ішкі-сыртқы схеманы таңдау практикалық ойдан шықты: гиперпараметрлерді қарапайым кросс-валидациямен таңдап, сол бөліктерде соңғы сапаны жариялау әдетте тым жақсы нәтиже береді, бұл ығысуды кросс-валидациямен модельді таңдауға қатысты Varma мен Simon сипаттаған [6]. Біздің торлар кішкентай (Decision Tree үшін 12, Random Forest үшін 8, KNN үшін 10 нүкте), сондықтан ығысу үлкен болмауы мүмкін, бірақ оны алдын ала болжап, жұмыс құрылымынан толық алып тастауды жөн көрдік. Бөлу стратификацияланды, себебі 569 бақылау ауқымында тест бөлігінде 114 шамасындағы объект қалады, ал қатерлі ісік саны оның ішінде 42–43; стратификациясыз кластардың үлесі бөліктер арасында елеулі ауытқып, көрсеткіштердің шашырауын арттырар еді. Ішкі контурда таңдау критерийі ретінде Accuracy алынды: ол барлық үш алгоритм үшін бірдей және сыртқы көрсеткіштермен тікелей салыстырылады. Бұл таңдау қатерлі ісік Recall-ын ескермейтіні

белгілі, сондықтан оны шектеулерде жеке атап өттік. Сыртқы контурдағы 5×5 схемасы есептеу шығыны мен бағалау тұрақтылығының арасындағы ымыра ретінде алынды: он бөлікті схема тест бөліктерін кішірейтер еді, ал бір-ақ рет бөлу нәтижені бір ғана бөлінуге тәуелді қылар еді.

Көрсеткіштер. Accuracy — дұрыс жіктелген бақылаулардың үлесі; Precision — оң класс деп болжанғандардың ішіндегі шын оң объектілердің үлесі; Recall — шын оң объектілердің ішінен табылғандардың үлесі [5]. Бинарлы есепте оң класты таңдау Precision мен Recall мәндерін өзгертетіндіктен, көрсеткіштер екі класс үшін де есептелді, сондықтан макро- немесе өлшенген орташалау қажет болмады. Көрсеткіштер әр тест бөлігінде бөлек есептеліп, 25 бөлік бойынша орташасы мен таңдамалық стандартты ауытқуы келтірілді. Сонымен қатар барлық тест бөліктері бойынша қателер матрицасы жинақталды: әр бақылау бес қайталауда бес рет тест бөлігіне түсетіндіктен, қатерлі ісік бойынша 1060, қатерсіз ісік бойынша 1785 болжам алынды.

Статистикалық тексеру. Алгоритмдердің үш жұбы (DT–RF, DT–KNN, RF–KNN) 25 жұптасқан өлшем бойынша Вилкоксонның таңбаланған рангілер критерийімен салыстырылды. Бұл критерийді Демшар екі жіктеуішті бірнеше деректер жиынында салыстыру үшін ұсынған [9]; біз оны бір жиынның кросс-валидация бөліктеріне қолданып отырмыз, яғни әдістің түпнұсқа мақсатынан ауытқыдық, бұл төменде шектеу ретінде талқыланады. Негізгі топ ретінде үш жұп пен үш көрсеткіштен (Accuracy, Precision, Recall; қатерсіз класс) тұратын тоғыз салыстыру алынды, сондықтан Бонферрони түзетуімен маңыздылық деңгейі $\alpha = 0{,}05/9 \approx 0{,}0056$ болды. Қатерлі класс көрсеткіштері бойынша салыстырулар барлау сипатында қаралды; оларды да қоссақ, табалдырық шамамен 0,0033 болар еді. Эксперименттің толық коды (Python 3, scikit-learn 1.8.0, SciPy) қосымша материал ретінде беріледі; кездейсоқтық көзі бекітілгендіктен, сол нұсқада нәтижелер қайталанады.

Нәтижелер мен талқылау

Негізгі нәтижелер 1-кестеде берілген. Decision Tree үш көрсеткіш бойынша да ең төмен мән көрсетті (Accuracy 0,927). Random Forest оны шамамен 3 пайыздық тармаққа озып (0,955), ал KNN 0,967-ге жетіп, ең жоғары орташа Accuracy-ге ие болды. Дегенмен KNN мен Random Forest арасындағы 1,1 пайыздық тармақтық айырма Вилкоксон критерийінде $p = 0{,}035$ берді, бұл Бонферрони түзетуінен кейінгі табалдырықтан (0,0056) жоғары. Сондықтан бұл айырманы сенімді деп санамаймыз.

1-кесте – Сыртқы 5×5 кросс-валидация бойынша жіктеу көрсеткіштері (орташа ± стандартты ауытқу, n = 25); оң класс – қатерсіз ісік

Алгоритм	Accuracy	Precision	Recall
Decision Tree	0,9269 ± 0,0270	0,9361 ± 0,0332	0,9496 ± 0,0279
Random Forest	0,9554 ± 0,0215	0,9596 ± 0,0287	0,9709 ± 0,0270
KNN	0,9666 ± 0,0145	0,9578 ± 0,0228	0,9910 ± 0,0089

Ескертпе: авторлардың есептеулері бойынша.

Жалғыз ағаш пен ансамбль немесе KNN арасындағы айырма керісінше тұрақты болды (2-кесте). Decision Tree мен Random Forest арасында Accuracy ($p = 0{,}0001$) және Precision ($p = 0{,}0004$) бойынша айырма түзетуден кейін де сақталды, ал Recall бойынша $p = 0{,}0058$ мәні 0,0056 табалдырығынан сәл ғана асып түсті, сондықтан бұл жерде нақты тұжырымнан гөрі шекаралық жағдай туралы айтқан дұрыс. Decision Tree мен KNN арасында үш көрсеткіш бойынша да айырма маңызды болды. Бұл нәтиже ағаштар ансамблінің жалғыз ағаштың дисперсиясын азайтатыны туралы теориялық түсіндірмеге [3] сәйкес келеді, бірақ біз оны тікелей тексермедік: Random Forest-тің бөліктер бойынша ауытқуы (0,0215) жалғыз ағаштікінен (0,0270) тек шамалы ғана аз, ал ең тұрақты нәтиже KNN-де (0,0145).

2-кесте – Жұптық салыстыру: Вилкоксон критерийінің p-мәндері (n = 25 жұп)

Жұп	Accuracy	Precision	Recall
DT – RF	0,0001*	0,0004*	0,0058
DT – KNN	<0,0001*	0,0015*	<0,0001*
RF – KNN	0,035	0,961	0,0004*

Ескертпе: * – Бонферрони түзетуінен кейін α = 0,0056 деңгейінде маңызды. Қатерсіз ісік оң класс ретінде алынған.

Ең қызықты нәтиже — KNN-нің Recall көрсеткіші. Ол 0,991 болды және Random Forest-тен (0,971) статистикалық тұрғыда маңызды жоғары (p = 0,0004), ал Precision бойынша ешқандай айырма жоқ (0,958 және 0,960; p = 0,96). Бір қарағанда KNN жалпы жақсырақ жіктейтін сияқты көрінеді. Бірақ Recall мұнда басым класс үшін есептелгенін ескеру керек: ол қатерсіз ісіктердің қаншасы қатерсіз деп танылғанын көрсетеді, яғни қатерсіз ісікті қатерлі деп қате белгілеудің («жалған дабыл») сирек болуын білдіреді. Қатерлі ісіктің өткізіліп кетуі туралы бұл көрсеткіш ештеңе айтпайды.

Қатерлі класс бойынша (3-кесте) көрініс басқаша. Қатерлі ісіктің толықтығында KNN (0,926) мен Random Forest (0,929) іс жүзінде бірдей (p = 0,61), жинақталған қателер матрицасында да өткізілген қатерлі ісіктердің саны ұқсас: 79 және 75 жағдай. KNN-нің нақты артықшылығы — жалған дабылдың аздығы: 1785 қатерсіз жағдайдың тек 16-сы (0,9%) қате белгіленді, Random Forest-те бұл 52 (2,9%). Соның нәтижесінде қатерлі класс бойынша Precision 0,984-ке жетті (Random Forest-те 0,952; p = 0,0003, барлау сипатындағы салыстыру). Басқаша айтқанда, KNN Random Forest-ті қатерлі ісікті көбірек тапқаны үшін емес, қатерлі деп атағанда сирек қателескені үшін басып озады.

3-кесте – Қатерлі ісік класы бойынша көрсеткіштер және жинақталған қателер (барлық сыртқы тест бөліктері)

Алгоритм	Precision	Recall	Өткізілген қатерлі ісік (1060-тан)	Жалған дабыл (1785-тен)
Decision Tree	0,9148 ± 0,0435	0,8889 ± 0,0611	118 (11,1%)	90 (5,0%)
Random Forest	0,9522 ± 0,0408	0,9294 ± 0,0523	75 (7,1%)	52 (2,9%)
KNN	0,9844 ± 0,0152	0,9256 ± 0,0415	79 (7,5%)	16 (0,9%)

Ескертпе: орташа ± стандартты ауытқу, n = 25; қателер саны 5 қайталау бойынша қосылған.

Шешім шегіне тәуелсіз көрсеткіш ретінде ROC-қисығының астындағы аудан (AUC) де есептелді. Decision Tree үшін ол 0,9379 ± 0,0302, Random Forest үшін 0,9903 ± 0,0081, KNN үшін 0,9858 ± 0,0090 болды. Decision Tree ансамбльден де, KNN-нен де айқын төмен (екі жағдайда да p < 0,0001), ал Random Forest пен KNN арасындағы айырма (p = 0,008) негізгі топтың табалдырығынан (0,0056) да, кеңейтілген топ табалдырығынан (0,0033) да сәл жоғары. Жалпы алғанда AUC бойынша Random Forest сәл жақсырақ көрінеді, ал Accuracy бойынша KNN. Екі көрсеткіштің қарама-қарсы бағытта жылжуы бұл екі әдісті ажыратуға деректер жеткіліксіз екенін, не болмаса олардың әртүрлі жұмыс нүктелерінде оңтайлы екенін білдіруі мүмкін. Бізде осы екі нұсқаны ажырататын дәлел жоқ.

Есептеу шығынының айырмасы айтарлықтай болды, бірақ оны абайлап оқу керек: уақыт бір компьютерде, бір реттік өлшеммен алынған, сондықтан тек реттік шамасы мағыналы. Таңдалған конфигурацияны оқу бөлігінде қайта оқытудың медианалық уақыты Decision Tree үшін шамамен 5 мс, KNN үшін шамамен 1 мс (ол жаңа оқытусыз, тек деректерді сақтайды), Random Forest үшін шамамен 190 мс болды. Шамамен 114 объектілік тест бөлігіне болжам беру уақыты Decision Tree үшін 0,3 мс, KNN үшін 1,1 мс, Random Forest үшін 7,6 мс болды. Деректер мұндай шағын болғанда айырма практикалық мәнге ие емес. Бірақ KNN-нің болжау

құны оқу таңдамасының көлемімен өседі, ал ағаштарда ол негізінен тереңдікке және ағаш санына байланысты, сондықтан миллиондаған жазбада бұл ара қатынас өзгереді.

Түсіндірілу мүмкіндігі де таңдауға әсер етеді. Тереңдігі үштен аспайтын ағашты бүкіл жиында оқытсақ, ол бірінші бөлінуді worst radius белгісі бойынша 16,80 шегінде жасайды, одан әрі worst concave points, worst texture, mean texture және mean concave points белгілері бойынша бөледі; мұндай ережені маман тікелей оқып, медициналық ойға сәйкестігін тексере алады. Random Forest өзінің қорытындысын бір ереже түрінде бермейді, бірақ белгілердің салыстырмалы маңыздылығын береді: 300 ағашты орман бүкіл жиында оқытылғанда ең жоғары үлесті worst perimeter (0,148), worst area (0,137), worst concave points (0,121), mean concave points (0,096) және worst radius (0,072) қосты. Бұл мәндер қоспаның азаюына негізделген, сондықтан көлемге байланысты, өзара корреляцияланған белгілер арасында маңыздылық бөлінеді де, жеке белгінің мәнін дәл көрсетпейді. Осы себепті жоғарыдағы тізімді «ең маңызды үш белгі» деп емес, көлем мен ойыстық сипаттамалары басым топ деп оқыған жөн. KNN-де мұндай ішкі түсіндірме жоқ: болжамды тек жақын көршілерді көрсету арқылы негіздеуге болады.

Айырмашылықтың шамасын оның статистикалық маңыздылығынан бөлек оқыған пайдалы. Үш алгоритмнің Accuracy орташа мәндері бір-бірінен 1–4 пайыздық тармақ қашықтықта тұр, ал әр алгоритмнің өз ішіндегі бөліктер бойынша стандартты ауытқуы 1,5–2,7 пайыздық тармақ. Яғни жеке бір бөлінуде Decision Tree кейде KNN-ді озып кетуі әбден мүмкін, және маңыздылық тесті тек көптеген бөлікті жұптап қарағанда ғана тұрақты айырманы анықтап тұр. Сондықтан бір ғана бөлу бойынша жасалған салыстырудан («үш алгоритмнің ішінде X ең жақсы») сақ болған жөн: біздің деректерде мұндай салыстыру бөлінуге байланысты кез келген алгоритмді жеңімпаз ете алар еді. Сонымен қатар кросс-валидация бағасының өзі де бір деректер жиынының ішінде ғана орындалады, ол жаңа популяцияға (мысалы, басқа клиникадағы, басқа жабдықпен түсірілген үлгілерге) көшкенде нәтиженің қаншалықты сақталатынын көрсетпейді.

Қателердің екі түрінің бағасы тапсырмаға байланысты бірдей емес. Скринингте өткізілген қатерлі ісік жалған дабылдан әлдеқайда қымбат тұрады, сондықтан Accuracy бойынша жеңімпаз болған KNN көрінгендей айқын таңдау болмай шығады: қатерлі ісікті табуда ол Random Forest-ке тең, ал одан артықшылығы жалған дабыл санымен ғана шектеледі. Мұнда да жасалатын сын бар: 7% шамасындағы өткізу диагностикалық құрал үшін қабылдауға болмайтын деңгей, ал біздің міндет клиникалық жүйе құру емес, алгоритмдерді әдістемелік тұрғыдан салыстыру болды. Нақты қолданыста шешім шегін ығыстыру немесе қателердің бағасын ескеретін оқыту қарастырылар еді, бұл бөлек зерттеудің тақырыбы.

Неліктен қарапайым KNN осындай нәтиже көрсетті? Мұнда тек болжам айтуға болады, өйткені эксперимент себеп-салдарлық сұраққа арналмаған. Біріншіден, стандарттаудан кейін екі класс 30 өлшемді кеңістікте салыстырмалы түрде жақсы бөлінуі мүмкін, ал мұндай жағдайда жергілікті көпшілік дауыс жеткілікті сенімді. Екіншіден, белгілердің біразы өзара күшті корреляцияланған (радиус, периметр және аудан геометриялық тұрғыдан байланысты). Ағаштар үшін бұл артық ақпарат пен бөлінудің балама нұсқалары болса, KNN-де сол «көлем» сигналы қашықтыққа бірнеше есе қатысады; бұл жақсы ма, жаман ба — осы эксперименттен көрінбейді. Үшіншіден, Random Forest-те белгі іріктеу параметрін (бес белгі) біз торға енгізбедік, ол осы жиында оңтайлы болмауы мүмкін. Бұл түсіндірмелердің ешқайсысы бізде тексерілген жоқ. Сонымен қатар нәтиже [1] жұмысындағы жалпы қорытындыға қайшы келмейді: Random Forest орта есеппен мықты болып қала береді, ал нақты жиында одан басқа әдіс қатар тұруы жиынға тәуелділіктің қалыпты көрінісі.

Гиперпараметрлерді таңдау сыртқы бөліктер арасында тұрақсыз болды. KNN үшін k = 7 мәні 25 бөліктің 11-інде, k = 3 мәні 7-сінде таңдалды. Random Forest-те ең жиі кездескен екі конфигурация (тереңдігі 5 және 100 ағаш; тереңдік шектеусіз және 300 ағаш) тиісінше 7 және 6 бөлікте шықты. Decision Tree-де 5 және 3 тереңдік 6 және 5 бөлікте таңдалды. Бұл ішкі 3 бөлікті валидацияда көптеген конфигурация Accuracy бойынша іс жүзінде тең екенін, ал

таңдау шуылға жақын айырмаға сүйенетінін көрсетеді. Сондықтан «ең жақсы k = 7» сияқты тұжырым жасамаймыз: ол осы деректің осы бөліністеріндегі нәтиже ғана.

Шектеулер. Біріншіден, зерттеу бір бинарлы деректер жиынымен шектелген. Мұнда кластар шамалы теңгерімсіз (37% және 63%), барлық белгі сандық, мәндер толық. Көп кластық есепте, категориялық белгілер мен жіберіп алынған мәндер болғанда алгоритмдердің қатынасы басқаша болуы әбден мүмкін, және Precision мен Recall-ды орташалау тәсілін (макро немесе өлшенген) таңдау мәселесі де шығар еді. Екіншіден, p-мәндер оптимистік болуы ықтимал. Кросс-валидация бөліктері оқу деректерін бір-бірімен бөліседі, сондықтан 25 өлшем тәуелсіз емес, ал бұл қайта іріктеуге негізделген критерийлерде I типті қателікті арттырады [10]; Вилкоксон критерийі де бір жиынның бөліктеріне емес, бірнеше жиынға арналған [9]. Сол себепті шекаралық мәндерді (мысалы, DT–RF Recall бойынша 0,0058) нақты жауап ретінде оқымау керек. Бұдан бөлек, гиперпараметрлер Accuracy бойынша таңдалды; таңдау критерийі ретінде қатерлі ісік Recall-ы алынса, алгоритмдердің қатары өзгеруі мүмкін. Ықтималдықтардың калибрленуі қарастырылмады, ал AUC мен уақыт көрсеткіштері қосымша ретінде ғана берілді (уақыт бір компьютерде, бір өлшеммен). Ақырында, 5×5 схемасы бір кездейсоқ тұқыммен орындалды, басқа тұқым кезінде шамалы өзгерістер болуы мүмкін.

Қорытынды

Сүт безі ісігінің диагностикасы жиынында Decision Tree, Random Forest және KNN алгоритмдерін ішкі-сыртқы кросс-валидацияда салыстыру мынадай көрініс берді. Жалғыз шешім ағашы Accuracy бойынша басқа екі әдістен айқын төмен болды (0,927 қарсы 0,955 және 0,967). KNN мен Random Forest арасындағы Accuracy айырмасы түзетуден кейін сенімді деңгейге жетпеді. Қатерсіз класс бойынша KNN-нің жоғары Recall-ы (0,991) қатерлі ісікті анықтауда артықшылық бермеді: бұл көрсеткіш бойынша ол Random Forest-ке тең (0,926 және 0,929), ал оның нақты ерекшелігі жалған дабылдың аздығында (0,9% қарсы 2,9%). Шешім шегіне тәуелсіз AUC бойынша Random Forest (0,990) KNN-ден (0,986) сәл жоғары тұрды, бірақ айырма түзетілген табалдырықтан өтпеді. Үш әдістің ішінде тек шешім ағашы жеңіл түсіндіріледі, бірақ дәлдік бағасы оған ең қымбат түсті.

Практикалық тұжырым қарапайым: алгоритмдерді тек Accuracy бойынша салыстыру жеткіліксіз, екі класс үшін Precision мен Recall бөлек қаралуы және қателердің түрі тапсырманың шығынына қарай бағалануы тиіс. Әдістемелік жағынан ішкі-сыртқы кросс-валидация мен жұптық статистикалық тексеру оң нәтиже бере алады, бірақ бір жиында алынған p-мәндерді абайлап түсіндіру қажет. Әрі қарайғы жұмыста бірнеше деректер жиынын қосу, 5×2 кросс-валидация немесе түзетілген t-критерийі секілді тәуелділікті ескеретін тесттерді қолдану, гиперпараметрлерді қатерлі ісік Recall-ы бойынша таңдау және шешім шегін өзгертудің әсерін қарастыру жоспарланады.

Әдебиеттер:

1. Fernández-Delgado M., Cernadas E., Barro S., Amorim D. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? // Journal of Machine Learning Research. – 2014. – Vol. 15. – P. 3133–3181.

2. Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.J. Classification and Regression Trees. – Belmont, CA: Wadsworth, 1984.

3. Breiman L. Random forests // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45, No. 1. – P. 5–32.

4. Cover T., Hart P. Nearest neighbor pattern classification // IEEE Transactions on Information Theory. – 1967. – Vol. 13, No. 1. – P. 21–27.

5. Sokolova M., Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks // Information Processing & Management. – 2009. – Vol. 45, No. 4. – P. 427–437.

6. Varma S., Simon R. Bias in error estimation when using cross-validation for model selection // BMC Bioinformatics. – 2006. – Vol. 7. – Art. 91.

7. Street W.N., Wolberg W.H., Mangasarian O.L. Nuclear feature extraction for breast tumor diagnosis // Proceedings of IS&T/SPIE International Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology. – 1993. – Vol. 1905. – P. 861–870.

8. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine learning in Python // Journal of Machine Learning Research. – 2011. – Vol. 12. – P. 2825–2830.
9. Demšar J. Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets // Journal of Machine Learning Research. – 2006. – Vol. 7. – P. 1–30.
10. Dietterich T.G. Approximate statistical tests for comparing supervised classification learning algorithms // Neural Computation. – 1998. – Vol. 10, No. 7. – P. 1895–1923.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТОЧНОСТИ КЛАССИФИКАЦИИ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

[1]С.Б.Ботаева., [2]Б.Б.Ботаев., [3]Халкулова З.Н.
[1]Старший преподаватель кафедры IT и цифровых технологий, т.г.к доцент
Университет имени Ж.А. Ташенева, г. Шымкент
https://orsid.org/0000-0002-4995-7730, Saule_bb@mail.ru
[2]Старший преподаватель кафедры IT и цифровых технологий, магистр
Университет имени Ж.А. Ташенева, г. Шымкент
https://orsid.org/0009-0003-9527-4636, Bekbolat75@mail.ru
[3]Преподаватель кафедры IT и цифровых технологий, магистр
Университет имени Ж.А. Ташенева, г. Шымкент
khalkulova25@icloud.com

Аннотация. В работе сопоставлено качество классификации трёх классических алгоритмов — решающего дерева (Decision Tree), случайного леса (Random Forest) и метода k ближайших соседей (K-Nearest Neighbors, KNN) — на одном наборе данных. Использован набор Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic), содержащий 569 наблюдений и 30 признаков. Гиперпараметры подбирались во внутреннем 3-кратном контуре, качество оценивалось во внешнем контуре 5×5 стратифицированной кросс-валидации по метрикам Accuracy, Precision и Recall; значимость различий проверялась критерием Уилкоксона с поправкой Бонферрони. По Accuracy KNN (0,967) и Random Forest (0,955) после поправки статистически не различались, решающее дерево (0,927) уступало обоим. Наивысший Recall у KNN (0,991) относится к преобладающему классу доброкачественных опухолей; по полноте выявления злокачественных опухолей KNN и Random Forest совпали (0,926 и 0,929). Результаты ограничены одним набором данных и не претендуют на общность.

Ключевые слова: машинное обучение, классификация, решающее дерево, случайный лес, метод k ближайших соседей, кросс-валидация, Accuracy, Precision, Recall.

COMPARATIVE ANALYSIS OF THE CLASSIFICATION ACCURACY OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS

[1]Botaeva S.B., [2]Botaev B.B., [3]Khalkulova Z.N.
[1]Senior Lecturer of the Department of IT and Digital Technologies, Candidate of Technical Sciences
Zh.A. Tashenev University, Shymkent
https://orsid.org/0000-0002-4995-7730, Saule_bb@mail.ru
[2]Senior Lecturer of the Department of IT and Digital Technologies, Master's degree
Zh.A. Tashenev University, Shymkent
https://orsid.org/0009-0003-9527-4636, Bekbolat75@mail.ru
[3]Lecturer of the Department of IT and Digital Technologies, Master's degree
Zh.A. Tashenev University, Shymkent
khalkulova25@icloud.com

Abstract. This study compares the classification performance of three classical algorithms — Decision Tree, Random Forest and K-Nearest Neighbors (KNN) — on a single data set. The Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) data (569 observations, 30 features) were used. Hyperparameters were tuned in an inner 3-fold loop, and performance was estimated in an outer loop of 5×5 repeated stratified cross-validation using Accuracy, Precision and Recall; differences were tested with the Wilcoxon signed-rank test with Bonferroni correction. In terms of Accuracy, KNN (0.967) and Random Forest (0.955) could not be distinguished after correction, while Decision Tree (0.927) was lower than both. The highest Recall of KNN (0.991) refers to the majority class of benign tumours; for the detection of malignant tumours KNN and Random Forest were practically identical (0.926 and 0.929). The results are limited to one data set and should not be generalised.

Keywords: machine learning, classification, decision tree, random forest, k-nearest neighbors, cross-validation, accuracy, precision, recall.

УДК 372.881.111.1
МРНТИ 14.85.35

MOTIVATION AND LEARNING THEORIES BEHIND GAMIFICATION

I
Master of Pedagogical Sciences, Senior Lecturer at the Department of World Languages, J. Tashenov University JSC, 33 G. Ilyaeva Street, Shymkent, Kazakhstan
E-mail: islamova.nuhabbat@mail.ru
a
Master of Pedagogical Sciences, Senior Lecturer at the Department of World Languages, J. Tashenov University JSC, 21 D. Kunaev Avenue, Shymkent, Kazakhstan
E-mail: diana_nazar@bk. com
a

Abstract. The article examines motivation and learning theories underlying gamification. It explores the role of game elements in enhancing students' learning motivation, interest, and engagement in the educational process.

Keywords: gamification, motivation, learning theories, education, learning process, student engagement.

M
N
a
z
a
r
D
B

Introduction

The teacher plays a crucial role in the successful implementation of gamified digital assessment. Teachers must carefully select appropriate tools, align gamification elements with learning objectives, and ensure that assessment remains fair and transparent. Gamification should support educational goals rather than distract learners from them.

It is important to distinguish between gamification and game-based learning, as these concepts are often confused. Game-based learning refers to the use of fully developed educational games that are specifically designed to achieve learning outcomes. In contrast, gamification involves the integration of selected game elements into existing educational activities and systems.

Gamification is more flexible and easier to implement in formal educational settings, as it does not require the development of complex educational games. Teachers can gamify existing tasks, assessments, and learning activities by incorporating elements such as evaluation systems, progress tracking, and rewards. This makes gamification particularly suitable for integration into digital assessment systems.

In foreign language classrooms, gamification can be applied to traditional exercises such as vocabulary drills, grammar tests, and reading comprehension tasks, transforming them into engaging activities. This approach allows teachers to maintain curriculum requirements while increasing student motivation and engagement.

Professional development and methodological support are essential for teachers to effectively use gamified digital assessment systems. When these systems are implemented thoughtfully, they can significantly improve the quality of foreign language education.

Research Methods

In the research of the study, methods of theoretical analysis, review of scientific literature, comparative analysis and compilation of scientific sources were used. During the review of the scientific literature, theories of learning and motivation related to gamification were considered, including the theory of self-Determination (Self-Determination Theory), behaviorism, constructivism and the theory of social Learning (Social Learning Theory). Comparative analysis was used to identify the similarities and differences between the mentioned theoretical approaches, as well as their significance in the educational environment in which game elements were introduced. The method of summarizing scientific conclusions made it possible to consolidate the results of the study and explain the influence of gamification on the motivation of students to study, their active participation in the educational process and learning outcomes.

The effectiveness of gamification is strongly supported by several psychological and pedagogical theories. One of the most relevant is Self-Determination Theory, which emphasizes the importance of autonomy, competence, and relatedness in motivating learners. Gamification supports autonomy by allowing learners to make choices, competence through clear goals and feedback, and r

e Another important theoretical foundation is behaviorism, which focuses on reinforcement and rewards. Points, badges, and rewards function as positive reinforcement by encouraging learners to a repeat desired behaviors. Although excessive reliance on external rewards may reduce intrinsic t motivation, a balanced approach can lead to positive learning outcomes.

e Constructivist learning theory also supports gamification, as learners actively construct k knowledge through interaction, experimentation, and reflection. Gamified activities often involve p problem-solving and collaboration, which align with constructivist principles. In foreign language t eaching, this approach promotes communicative competence and meaningful language use.

s The integration of gamification into digital assessment systems combines motivational strategies with technological efficiency. Gamified digital assessment transforms traditional testing into an engaging and interactive learning experience. Students are encouraged to participate actively, p erceive assessment as a challenge, and take responsibility for their own learning.

h In foreign language education, gamified assessment can support all language skills. Listening t asks may be presented as missions, reading assignments as quests, writing tasks as creative o hallenges, and speaking tasks as role-playing scenarios. Such integration reduces assessment anxiety a nd encourages learners to use language skills more frequently.

g Gamified digital assessment also supports continuous evaluation and lifelong learning. Learners h an track their progress, set goals, and receive feedback, which enhances self-regulation and motivation.

c The benefits of gamified digital assessment include increased motivation, higher engagement, r educed anxiety, and improved learning outcomes. Students are more willing to participate in a ssessment when they perceive it as enjoyable and meaningful. Gamification also supports p

e However, several issues still need to be addressed. Technical limitations, lack of access to digital r devices, and insufficient teacher preparation may hinder its implementation. In addition, excessive c ompetition can have a negative impact on some students. Therefore, gamified assessment should be d designed in an inclusive manner and aligned with pedagogical objectives.

i Self-Determination Theory emphasizes the role of intrinsic motivation and identifies autonomy, n ompetence, and relatedness as key psychological needs. Gamification supports autonomy by h allowing learners to make choices and progress at their own pace, competence through feedback and v isible progress, and relatedness through social interaction. When these needs are satisfied, learners b ecome more deeply engaged in the learning process and demonstrate greater persistence.

n

d

l

c

o

n

From a behaviorist perspective, gamification relies on reinforcement mechanisms to shape behavior. Rewards, points, and other incentives function as positive reinforcements that encourage desired actions. Immediate feedback strengthens learning by reinforcing correct responses. Although behaviorist principles can increase engagement, excessive dependence on external rewards may limit deeper learning if not balanced with intrinsic motivational factors.

The Expectancy–Value Theory states that learners' motivation depends on their expectations of success and the value they assign to a task. Gamification can increase expectancy by structuring tasks into manageable challenges and providing frequent feedback. The perceived value of learning 200].

Goal Orientation Theory distinguishes between mastery-oriented and performance-oriented goals. Gamification can promote mastery orientation by emphasizing progress, skill development, and improvement. However, when competition and comparison dominate, gamification may encourage performance goals focused on outperforming others rather than on learning itself.

Constructivism views learning as an active process in which learners construct knowledge through experience and reflection. Gamification aligns with this perspective by encouraging exploration, problem-solving, and interaction. Game-based structures often require learners to apply knowledge in context, which supports deeper understanding rather than rote memorization.

Experiential Learning Theory emphasizes learning through cycles of action, reflection, and adaptation. Gamified environments allow learners to experiment, receive feedback, and adjust their strategies. This iterative process reflects experiential learning cycles and supports continuous improvement.

Sociocultural Theory highlights the role of social interaction and cultural tools in learning. Gamification incorporates social dynamics such as collaboration, shared goals, and peer interaction, which contribute to language development and meaning-making through social mediation.

Cognitive Load Theory addresses the limitations of working memory during learning. Gamification can support learning by structuring tasks into smaller, manageable segments and providing clear feedback. However, excessive game elements may increase extraneous cognitive l

o **Types of Gamification**

S**tructural Gamification:** Structural gamification involves adding game elements to an existing a ctivity without changing its core content. The learning material remains unchanged, but the e nvironment includes progression systems or motivational features. This type of gamification is primarily focused on increasing engagement and persistence rather than modifying the learning tasks th emselves.

C**ontent Gamification:** Content gamification integrates game-like features directly into the learning i or assessment content. The structure and presentation of the material are transformed to resemble a g ame experience, often incorporating narrative elements or challenge-based formats. This approach e mphasizes immersion in the learning process and the construction of meaning.

3.Digital Gamification: Digital gamification relies on technological platforms to introduce g ame elements. It often includes automated feedback, data tracking, and interactive interfaces. Digital g amification enables scalability and personalization, making it especially suitable for online and b lended learning environments.

4.Non-Digital Gamification: Non-digital gamification is implemented in physical or face-to-f ace settings without relying on technology. It uses analog tools and social interaction to introduce i game dynamics. This type highlights the social and collaborative aspects of gamification.

n **5.Individual Gamification:** Individual gamification focuses on personal progress, mastery, a nd self-regulation. Learners interact with a gamified system independently, emphasizing autonomy e nd intrinsic motivation rather than comparison with others.

r **6.Social Gamification:** Social gamification emphasizes interaction, collaboration, or competition among participants. It uses social dynamics to increase motivation and engagement, often l nvolving shared goals or group progress [5, pp. 40–52].

e

a

r

n

i

Gamification elements are generally classified into three interconnected levels: dynamics, mechanics, and components.

Game dynamics represent the core aspects that shape the learner's experience over time. They reflect the psychological and emotional dimensions of gamification, including motivation, progression, narrative, emotional engagement, and social interaction.

Game mechanics are the rules and processes that govern user interaction within a gamified system. They translate abstract dynamics into actionable structures, including challenges, feedback systems, rewards, competition and cooperation, progression rules, and game components.

Game components are the concrete, visible features of gamification. They are the most explicit elements and are often the easiest to implement: points, badges, levels, leaderboards, avatars, and progress indicators.

The relationship between types and elements. The types of gamification define how and where gamification is applied, while the elements define what is used to create a game-like experience. Effective gamification requires alignment between the selected type and the appropriate e

l Understanding the types and elements of gamification is essential for its effective use in educational contexts. While the types describe the scope and mode of implementation, the elements form the building blocks that shape the learner's experience. When thoughtfully combined, gamification can enhance motivation, engagement, and meaningful participation without compromising educational goals.

t **Conclusion**

s The effectiveness of gamification lies in its ability to integrate motivational and learning theories in a coherent and complementary way. Motivation theories explain why learners engage, while learning theories explain how learning occurs. Successful gamification aligns external motivators with intrinsic goals, supports cognitive processing, and promotes meaningful social interaction.

o Gamification is underpinned by a combination of different motivational and learning theories that collectively explain its impact on learner engagement and achievement. Drawing on Self-Determination Theory, behaviorism, Expectancy–Value Theory, constructivism, and sociocultural perspectives, gamification can create learning environments that are motivating, interactive, and pedagogically sound. Its effectiveness ultimately depends on the thoughtful alignment between theoretical principles, learning objectives, and instructional design.

t

o

R

H

y

N

p

B

G

R

k

M

B

r

K

W

e

W

E

m

M

C

ГЕЙМИФИКАЦИЯНЫҢ НЕГІЗІНДЕ ЖАТҚАН МОТИВАЦИЯ ЖӘНЕ ОҚЫТУ ТЕОРИЯЛАРЫ

Исламова М.М., [2]Назар Д.Б.

Педагогика ғылымдарының магистрі, «Әлем тілдері» кафедрасының аға оқытушысы, Ж.Тәшенев атындағы университет АҚ, Г.Иляева 33, Шымкент, Қазақстан

e-mail: islamova.muhabbat@mail.ru

Педагогика ғылымдарының магистрі, «Әлем тілдері» кафедрасының аға оқытушысы, Ж.Тәшенев атындағы университет АҚ, Д.Қонаев даңғылы 21, Шымкент, Қазақстан

Аңдатпа. Мақалада геймификацияның негізінде жатқан мотивация және оқыту теориялары қарастырылады. Білім беру үдерісінде ойын элементтерін қолданудың студенттердің қызығушылығын, оқу мотивациясын және белсенділігін арттырудағы рөлі сипатталады.

Кілт сөздер: геймификация, мотивация, оқыту теориялары, білім беру, оқу үдерісі, студенттердің белсенділігі.

ТЕОРИИ МОТИВАЦИИ И ОБУЧЕНИЯ, ЛЕЖАЩИЕ В ОСНОВЕ ГЕМИФИКАЦИИ

Исламова М.М., Назар Д.Б.
Магистр педагогических наук, старший преподаватель кафедры «Мировые языки», АО
Магистр педагогических наук, старший преподаватель кафедры «Мировые языки», АО
«Университет имени Ж. Ташенева», пр. Д. Кунаева, 21, г. Шымкент, Казахстан

Аннотация. В статье рассматриваются теории мотивации и обучения, лежащие в основе геймификации. Описывается роль игровых элементов в повышении учебной мотивации, интереса и активности студентов в образовательном процессе.

Ключевые слова: геймификация, мотивация, теории обучения, образование, учебный процесс, активность студентов.

UDC 378.147:004.8:81'243
SSTIB 14.35.09

ENHANCING PRE-SERVICE FOREIGN LANGUAGE TEACHERS' LINGUISTIC COMPETENCE THROUGH GENERATIVE AI AND GAMIFICATION

[1]Artykbayeva F.I., [2]Antontseva D.A.
[1] PhD, Head of the department «World languages», NSC «Zh.A. Tashenev University», D.Konaev avenue 21, Shymkent, Kazakhstan
e-mail: Fazila.ilmarovna@gmail.com
https://orcid.org/0000-0001-8549-828X
[2]Senior lecturer of the department «World languages», NSC «Zh.A. Tashenev University», D.Konaev avenue 21, Shymkent, Kazakhstan
e-mail: daryanenglish2020@gmail.com
https://orcid.org/0009-0004-0330-0313

Abstract. The study examined the effectiveness of a Human-Centered Adaptive GenAI–Gamification Model (HCAGM) in developing language competence among pre-service foreign language teachers. A six-week quasi-experimental study involved 123 third-year students at Zhumabek Tashenev University, Kazakhstan. The experimental group (n = 61) received supplementary instruction integrating ChatGPT-supported individualized practice, Wayground gamification, and instructor feedback, while the control group (n = 62) received conventional

supplementary instruction. Language competence was assessed before and after the intervention across five dimensions. Data were analyzed using mixed-design ANOVA, Holm correction, and supplementary Welch tests. The experimental group showed greater improvement in overall language competence than the control group (4.98 vs. 2.45 points), with a significant Time × Group interaction, $F(1, 121) = 36.07$, $p < .001$, $\eta p^2 = .230$. Significant differential improvements were observed in Expression of Thoughts, Phonetics, and Vocabulary, but not in Orthography or Grammar. The findings suggest that HCAGM may support selected dimensions of language competence. However, the nonrandomized design, unaccounted-for clustering, and assessment limitations warrant cautious interpretation.

Key words: generative artificial intelligence; gamification; adaptive learning; language competence; pre-service foreign language teachers; human-centered learning.

Introduction

The rapid development of artificial intelligence has introduced new possibilities for transforming foreign language education, particularly in the preparation of future language teachers. Generative artificial intelligence (GenAI) enables the creation of contextualized learning materials, individualized exercises, and immediate linguistic feedback, potentially supporting differentiated instruction and independent language practice. These changes are significant for future English language teachers. It is advisable to develop one's own language skills. Furthermore, it is necessary to prepare for the integration of new technologies into one's future professional practice.

Recent research points to a growing interest in the use of generative artificial intelligence (GenAI) within the field of education. Altay et al. (2026) analyzed academic assignments completed with the assistance of GenAI, noting positive shifts in how pre-service teachers perceived their own academic language proficiency and pedagogical competence. Cabrera-Solano and colleagues (2026) identified favorable outcomes from using AI within a "flipped classroom" model. Chon and Shin (2026) examined the potential of AI for text editing, suggesting that such engagement helps improve specific aspects of writing in a second language.

However, an important distinction is clearly evident here. Using technology to perform specific tasks more effectively does not guarantee an improvement in overall language proficiency. For this reason, it is recommended that language proficiency be assessed as a separate, independent criterion. Researchers also highlight potential risks associated with the use of artificial intelligence: AI-generated content may contain inaccuracies, and students might develop an over-reliance on automated support. Furthermore, depending on AI could hinder the development of independent linguistic creativity. This is precisely why the role of the educator remains highly significant (Mehdiu, 2026; Webb et al., 2026).

Adaptive learning takes into account individual differences among learners. It allows for the adjustment of learning tasks based on the specific needs and proficiency level of each student. Generative artificial intelligence opens up possibilities for personalized language practice; it can generate context-appropriate exercises and provide explanations tailored to the individual requirements of each learner. Kazimova and Adykenova (2025) explore the potential for creating personalized educational pathways using AI. Kurmasheva et al. (2025) emphasize the need to prepare future foreign language teachers to utilize digital adaptive teaching methods. Nevertheless, individualized materials do not always guarantee successful learning. The pedagogical value of adaptive learning depends on the quality of the modifications made to the educational process. These modifications must align with identified educational needs and yield concrete, measurable outcomes in language learning.

Gamification serves as an additional technological approach to language learning. It incorporates interactive tasks, progress indicators, and instant feedback. Such elements allow learners to engage with lexical and grammatical material multiple times. Furthermore, they help improve pronunciation skills and facilitate the completion of communicative tasks. Artykbaeva et al. (2026) analyzed the level of awareness among future educators regarding artificial intelligence and gamification. Nyshanova et al. (2026) developed a comprehensive educational environment based on

the principles of gamification, which led to improvements in several language competencies. These findings provide a better understanding of the role of technology in the training of language professionals and outline a direction for future research in the field of integrated learning.

The synthesis of these technologies underscores the importance of a human-centered pedagogy. This approach engages both students and instructors in the co-management of the learning process. The integration of AI into language education does not replace the teacher; rather, it shifts roles. The instructor remains the primary pedagogical mentor, while students develop autonomy—learning to generate their own answers and critically filter materials provided by AI. Lazzeretti (2026) notes that when AI is incorporated into the development of learning materials, the leading role and pedagogical responsibility remain unequivocally with the human. Castillo-Cuesta et al. (2025) highlights those prospective educators express concerns regarding an over-reliance on IT tools and harbor doubts about the reliability of information generated by AI.

The depth of analysis and research dedicated to artificial intelligence, adaptive learning, and gamification continues to grow. However, existing studies often examine only individual technologies, with some focusing primarily on learners' perceptions or on specific tasks related to language learning. Comparatively limited empirical evidence addresses the implementation of integrated GenAI-supported, gamified, and teacher-mediated instruction in pre-service foreign language teacher education. Moreover, an improvement in overall language proficiency does not necessarily reflect comparable progress in specific language aspects. And this points to the need for a more nuanced assessment of learning outcomes. Such a distinction is particularly important when evaluating educational interventions designed to simultaneously support multiple facets of language competence.

To address these issues, the present study developed and evaluated the Human-Centered Adaptive GenAI–Gamification Model (HCAGM), an instructional framework integrating individualized ChatGPT-supported language practice, standardized Wayground activities, and instructor-mediated feedback. The model was designed to supplement conventional foreign language instruction through differentiated practice and structured reinforcement of linguistic knowledge.

The aim of the study was to evaluate differences in language competence development between pre-service foreign language teachers participating in HCAGM-based supplementary instruction and those receiving conventional supplementary instruction. Particular attention was given to five assessed dimensions: Expression of Thoughts, Phonetics, Orthography, Vocabulary, and Grammar.

The study addressed three research questions:

RQ1. To what extent does improvement in overall language competence differ between pre-service foreign language teachers receiving HCAGM-based supplementary instruction and those receiving conventional supplementary instruction?

RQ2. Which dimensions of language competence demonstrate differences in improvement between the experimental and control groups?

RQ3. To what extent do the principal statistical findings remain robust following variance-sensitive supplementary analyses and adjustment for multiple comparisons?

The scientific contribution of this study lies in its comparative evaluation of overall and dimension-specific language competence outcomes within a quasi-experimental design. By analyzing differences in learning outcomes across various methodological approaches, this study provides preliminary empirical evidence regarding the potential benefits and limitations of an approach that combines the use of generative artificial intelligence (GenAI) with elements of gamification in the training of future foreign language teachers.

2. Methods

2.1. Research Design and Participants

The study employed a quantitative quasi-experimental pretest–posttest control group design to examine differences in language competence development between pre-service foreign language teachers receiving instruction through the Human-Centered Adaptive GenAI–Gamification Model (HCAGM) and those receiving conventional supplementary instruction.

The research was conducted at Zhumabek Tashenev University in Shymkent, Kazakhstan, during September–October 2026. A total of 123 third-year undergraduate students enrolled in the Foreign Language: Two Foreign Languages educational program participated in the six-week study. Participants belonged to four intact academic groups, two assigned to the experimental condition (EG; n = 61) and two to the control condition (CG; n = 62). Group allocation was established before the pretest without individual randomization. The same instructor taught all four groups.

Both conditions addressed comparable curricular objectives and involved equivalent supplementary instructional time. The experimental group completed activities integrating individualized ChatGPT-supported practice, standardized Wayground exercises, and instructor-mediated feedback. The control group completed conventional supplementary activities, including teacher-prepared exercises, guided speaking practice, pronunciation tasks, and vocabulary and grammar assignments.

The independent variable was the instructional condition. The primary outcome was the overall language competence assessment score, calculated from five dimensions: Expression of Thoughts (LC1), Phonetics (LC2), Orthography (LC3), Vocabulary (LC4), and Grammar (LC5).

2.2. Instructional Model and Intervention

The HCAGM framework integrated five components: diagnostic assessment, AI-supported adaptation, gamified language practice, human-centered pedagogical support, and instructional monitoring.

Diagnostic assessment provided baseline information on students' performance across the five language dimensions. Students used ChatGPT with a standardized instructional prompt to generate differentiated exercises, explanations, and contextualized examples, requesting additional practice or clarification according to their learning needs. The Wayground program combined individual work formats with game-based quests, while providing instant feedback on every task. As before, the instructor set goals for the students, explained new topics, monitored the learning process, and corrected errors in a timely manner. Students were taught to formulate their own answers and to critically evaluate materials generated by AI.

All learning activities, challenges encountered, and support provided were recorded in a dedicated program log. The program was designed to span six weeks, with three additional sessions scheduled each week. Each lesson lasted just 50 minutes. The total course volume amounted to 15 academic hours, distributed across 18 sessions. The instructional sequence is summarized in Table 1.

Table 1. Six-Week Instructional Sequence

Week	Experimental Group (HCAGM)	Control Group
1	Diagnostic assessment; introduction to ChatGPT and Wayground	Diagnostic assessment and introductory activities
2	Differentiated expression-of-thoughts and phonetics exercises; gamified activities	Speaking and pronunciation exercises
3	AI-supported orthographic and vocabulary practice; gamified tasks	Spelling, writing, and vocabulary exercises
4	Differentiated grammar practice and AI-supported explanations	Grammar exercises and teacher-led correction
5	Integrated language tasks and professionally oriented communication scenarios	Integrated language practice and classroom communication exercises
6	Consolidation, corrective practice, feedback, and post-test	Revision, consolidation, and post-test

Note. Activities addressed all five language competence dimensions throughout the intervention, although particular weeks emphasized selected components.

2.3. Language Competence Assessment

Assessed language competence was measured using a study-specific instrument adapted from Antontseva et al. (2025). The instrument contained 23 tasks distributed across five dimensions. Each dimension was scored from 0 to 7, yielding a maximum overall score of 35 points.

Table 2. Language Competence Assessment Framework

Dimension	Assessment Tasks	Maximum Score
LC1 — Expression of Thoughts	One extended written response evaluating clarity, argumentation, relevance of examples, and organization	7
LC2 — Phonetics	Oral reading and three phonetic knowledge items	7
LC3 — Orthography	Four tasks containing seven scored responses	7
LC4 — Vocabulary	Seven multiple-choice items assessing lexical recognition and contextual selection	7
LC5 — Grammar	Seven tasks assessing grammatical knowledge and sentence construction	7
Overall competence	**Sum of the five dimension scores**	**35**

For LC1, students produced a 120–150-word response concerning the role of artificial intelligence in foreign language learning. Responses were evaluated for clarity of position (0–2 points), argumentation (0–2), relevance of an example (0–1), and organization (0–2).

LC2 included an audio-recorded oral reading task worth up to four points and three phonetic knowledge items worth one point each. LC3–LC5 were scored using predetermined answer keys, with one point awarded for each correct response.

Two assessors independently evaluated LC1 and LC2, and their scores were averaged to obtain the final dimension scores. Overall language competence was calculated as the sum of the five dimension scores.

Identical assessment tasks and scoring criteria were used at pretest and post-test. Although this ensured consistency in assessment procedures, repeated exposure to the same tasks may have introduced practice effects.

2.4. Instrument Quality and Data Collection

Content relevance was evaluated by five subject-matter specialists using the content validity index (CVI). Item-level (I-CVI) and scale-level average (S-CVI/Ave) indices were calculated to assess expert agreement regarding the relevance of the assessment tasks.

Inter-rater reliability for LC1 and LC2 was assessed using average-measure intraclass correlation coefficients (ICC) based on a two-way mixed-effects model with absolute agreement.

All 123 participants completed the pretest and post-test. Each assessment lasted approximately 45–55 minutes. Students worked independently under supervision without access to ChatGPT, Wayground, dictionaries, or translation tools. Oral reading responses were audio-recorded. Written responses and recordings were coded and presented to the assessors in mixed order without identifying the instructional condition or assessment occasion.

The dataset included group membership, pretest and post-test dimension scores, individual assessor scores for LC1 and LC2, and overall language competence scores. No questionnaires or interviews were administered.

2.5. Statistical Analysis

Descriptive statistics were calculated for overall language competence scores and the five assessed dimensions at pretest and post-test, with individual change scores computed as post-test scores minus pretest scores.

A 2 × 2 mixed-design analysis of variance (ANOVA) was conducted for overall language competence, with Time (pretest and post-test) as the within-subject factor and Group (experimental and control) as the between-subject factor. The primary effect of interest was the Time × Group interaction, indicating whether changes differed between instructional conditions.

Separate mixed-design ANOVAs were performed for LC1–LC5. The Holm procedure was applied to the five dimension-specific interaction tests to control the family-wise error rate.

A supplementary Welch's independent-samples t-test was used to compare overall language competence change scores between groups. The mean difference and its 95% confidence interval

were reported. ANOVA effect sizes were expressed as partial eta squared (ηp^2), with statistical significance evaluated at $p < .05$.

Statistical analyses treated students as independent observations, although instructional conditions were assigned to four intact academic groups. Potential within-group dependence was not accounted for in the statistical models. Consequently, standard errors, confidence intervals, and p-values may not adequately reflect the clustered study design, and the findings should be interpreted as preliminary evidence of associations rather than definitive causal effects.

2.6. Ethical Considerations

Participation was voluntary, and students who did not provide consent were excluded from the research dataset. The study followed applicable institutional ethical requirements.

According to the institutional requirements applicable to this study, separate ethics committee approval was not required.

3. Results and discussion

3.1. Assessment Quality and Baseline Characteristics

All 23 assessment tasks obtained an item-level content validity index (I-CVI) of 1.00, with a scale-level average content validity index (S-CVI/Ave) of 1.00, indicating unanimous expert agreement regarding task relevance. However, these findings alone do not establish comprehensive construct validity.

Average-measure ICC values for Expression of Thoughts (LC1) were .911 at pretest and .922 at post-test. For Phonetics (LC2), the corresponding values were .895 and .877, respectively, indicating high inter-rater agreement.

The analysis included 123 participants, comprising 61 students in the experimental group (EG) and 62 in the control group (CG). Complete pretest and post-test scores were available for all participants.

At pretest, the experimental group obtained a mean overall language competence score of 20.01 (SD = 2.82), compared with 20.23 (SD = 3.28) in the control group. Although the descriptive difference was small (0.22 points), this did not establish statistical equivalence between the groups.

3.2. Changes in Overall Language Competence

Table 3. Changes in Overall Language Competence

Group	n	Pretest M (SD)	Post-test M (SD)	Mean Improvement
Experimental group	61	20.01 (2.82)	24.99 (1.07)	+4.98
Control group	62	20.23 (3.28)	22.68 (1.79)	+2.45

Note. The maximum possible overall score was 35 points. M = mean; SD = standard deviation.

A 2 × 2 mixed-design analysis of variance (ANOVA) revealed a statistically significant main effect of Time, $F(1, 121) = 311.004$, $p < .001$, $\eta p^2 = .720$, indicating an overall increase in assessed language competence scores from pretest to post-test.

The primary Time × Group interaction was statistically significant, $F(1, 121) = 36.066$, $p < .001$, $\eta p^2 = .230$, indicating different magnitudes of improvement between the experimental and control groups under the individual-level ANOVA model.

The between-group difference in mean improvement was 2.53 points in favor of the experimental group.

A significant between-subjects main effect of Group was also observed, $F(1, 121) = 7.685$, $p = .006$, $\eta p^2 = .060$. Nevertheless, interpretation focused on the Time × Group interaction because the primary research question concerned differences in improvement.

Levene's test did not indicate a statistically significant difference in variances at pretest, $F(1, 121) = 2.216$, $p = .139$, whereas a significant difference was observed at post-test, $F(1, 121) = 29.027$, $p < .001$.

A supplementary Welch's independent-samples t-test was conducted to compare individual change scores while allowing for unequal variances between groups. The difference was statistically

significant, t(120.99) = 6.007, p < .001, with a mean difference of 2.53 points and a 95% confidence interval of [1.70, 3.37]. However, this analysis did not account for potential dependence among students within the same academic groups.

These results addressed the first research question (RQ1) and indicated that HCAGM-based supplementary instruction was associated with greater short-term improvement in assessed overall language competence than conventional supplementary instruction.

The observed advantage is consistent with previous studies reporting favorable outcomes from AI-supported language-learning activities. Cabrera-Solano et al. (2026) identified benefits associated with AI-supported flipped classrooms, while Chon and Shin (2026) reported improvements in aspects of second-language writing revision.

However, because the intervention integrated multiple instructional components, the observed differences cannot be attributed to GenAI, gamification, or instructor-mediated support individually.

3.3. Changes in Individual Language Competence Dimensions

To address the second research question (RQ2), separate mixed-design ANOVAs were conducted for the five language competence dimensions. The Holm procedure was applied to the interaction tests to control for multiple comparisons.

Table 4. Dimension-Specific Changes in Language Competence

Dimension	EG Pretest	EG Post-test	CG Pretest	CG Post-test	Time × Group F(1, 121)	p	ηp²
LC1 — Expression of Thoughts	3.93	5.57	3.95	4.27	171.502	< .001	.586
LC2 — Phonetics	3.76	5.43	3.98	4.62	37.111	< .001	.235
LC3 — Orthography	—	—	—	—	0.975	.325	.008
LC4 — Vocabulary	4.04	4.70	4.17	4.47	10.676	.001	.081
LC5 — Grammar	—	—	—	—	0.121	.728	.001

Note. EG = experimental group; CG = control group. Each dimension was scored from 0 to 7 points. Descriptive means for LC3 and LC5 are omitted from this condensed table; their inferential statistics are retained. The interaction tests for LC1, LC2, and LC4 remained significant after Holm correction. For LC4, Holm-adjusted p = .004.

Statistically significant Time × Group interactions were identified for Expression of Thoughts, Phonetics, and Vocabulary. In contrast, no significant differential improvements were established for Orthography or Grammar.

Expression of Thoughts

Expression of Thoughts (LC1) demonstrated the strongest differential improvement, F(1, 121) = 171.502, p < .001, ηp^2 = .586.

The experimental group increased from 3.93 to 5.57 points, while the control group increased from 3.95 to 4.27 points. The interaction remained statistically significant after Holm correction.

The greater improvement in the experimental group may be associated with opportunities to formulate responses, examine contextualized examples, and receive explanations during individualized language practice.

This interpretation is compatible with the writing-related findings reported by Chon and Shin (2026). Nevertheless, the LC1 assessment measured the clarity, argumentation, relevance, and organization of a written response rather than comprehensive writing proficiency.

An additional consideration is the relationship between the assessment topic and the instructional intervention. Students were asked to discuss artificial intelligence in foreign language learning, a subject directly related to their experimental learning experience. Familiarity with this topic may have contributed to their performance. Consequently, the magnitude of the LC1 advantage should be interpreted cautiously.

Phonetics

Phonetics (LC2) also demonstrated a statistically significant interaction, F(1, 121) = 37.111, p < .001, ηp^2 = .235.

The experimental group improved from 3.76 to 5.43 points, compared with an increase from 3.98 to 4.62 points in the control group.

Supplementary Welch analysis confirmed a significant difference in improvement between groups, $t(120.248) = 6.089$, $p < .001$. The mean difference was 1.019 points, with a 95% confidence interval of [0.687, 1.350].

These findings suggest that the integrated instructional framework may have supported the assessed aspects of phonetic competence.

However, the instrument combined oral reading with phonetic knowledge tasks. Therefore, the findings do not establish corresponding improvements in spontaneous speaking, conversational fluency, or pronunciation in unfamiliar communicative situations.

Vocabulary

Vocabulary (LC4) demonstrated a statistically significant differential improvement favoring the experimental group, although the effect was smaller than those observed for LC1 and LC2. The interaction remained significant after Holm correction (adjusted $p = .004$; Table 4).

The experimental group increased from 4.04 to 4.70 points, whereas the control group increased from 4.17 to 4.47 points.

A supplementary Welch's t-test also indicated a statistically significant difference in individual change scores, $t(95.569) = 3.254$, $p = .002$, with a mean difference of 0.357 points and a 95% confidence interval of [0.139, 0.575].

Repeated exposure to vocabulary through contextualized exercises and gamified activities may have contributed to improved lexical recognition and selection. However, because the assessment primarily measured receptive vocabulary knowledge and contextual appropriateness, the findings do not establish comparable improvements in productive vocabulary competence.

Orthography and Grammar

Neither Orthography (LC3) nor Grammar (LC5) demonstrated a statistically significant Time × Group interaction (Table 4). Although both groups showed descriptive improvements, the differences in their changes were not statistically significant.

The absence of significant differential improvements may reflect the opportunities for grammar and spelling practice available in both instructional conditions, the relatively short intervention period, or limitations of the assessment tasks. These explanations remain hypothetical because the underlying mechanisms were not examined. Importantly, nonsignificant interactions do not demonstrate equivalence between instructional approaches or indicate that AI-supported learning is ineffective for developing orthographic and grammatical competence.

3.4. Human-Centered Learning and Pedagogical Implications

The differences in results across various aspects of language proficiency are generally consistent with the findings of Nyshanova et al. (2026), who observed improvements in certain language indicators within a game-based learning environment, yet found no significant advantage regarding another assessed competency. Together, these findings suggest that technology-enhanced instruction may yield different results across learning domains.

Instructor involvement remained a central feature of HCAGM, with pedagogical guidance and oversight accompanying students' use of AI-supported learning activities.

This approach aligns with Lazzeretti's (2026) emphasis on pedagogical responsibility in AI-assisted teacher education and addresses concerns about inaccurate AI-generated content and excessive reliance on automated assistance identified by Castillo-Cuesta et al. (2025).

However, the present study did not directly measure learner agency, engagement, critical evaluation, or self-regulated learning. Therefore, these characteristics should be understood as principles of the instructional design rather than empirically demonstrated outcomes.

Furthermore, teacher support was available in both instructional conditions. The study consequently cannot isolate the independent contribution of human-centered guidance or establish whether GenAI and gamification produced synergistic effects.

The results obtained underscore the importance of assessing individual aspects of language proficiency—alongside overall test scores—when examining the effectiveness of technology-

enhanced supplementary instruction. Improvements in aggregate performance should not be interpreted as evidence of uniform progress across all assessed areas.

3.5. Robustness, Limitations, and Future Research

Regarding RQ3, supplementary Welch tests indicated statistically significant between-group differences in overall language competence change scores and in the Phonetics and Vocabulary dimensions. The Time × Group interactions for Expression of Thoughts, Phonetics, and Vocabulary also remained significant after Holm correction. However, these procedures addressed unequal variances and multiple comparisons rather than potential dependence among students within academic groups.

First, the study involved four intact academic groups rather than individually randomized participants. Pre-existing differences between groups may therefore have influenced the outcomes. Moreover, the statistical analyses did not account for potential within-group dependence, which may have affected standard errors, confidence intervals, and statistical significance.

Second, identical assessment tasks were used at pretest and post-test, potentially introducing practice effects. The LC1 writing task also addressed a topic closely related to the experimental intervention, which may have increased participants' familiarity with the assessment content.

Third, the single-university setting, six-week intervention period, and absence of a delayed post-test limit the generalizability of the findings and prevent conclusions about long-term retention or transfer to unfamiliar language-learning situations.

Finally, because the components of HCAGM were implemented together, the study could not determine their independent contributions or establish whether they produced synergistic effects.

Future studies should include more academic groups, apply statistical methods appropriate to clustered allocation, and use parallel assessment forms. Delayed post-tests and unfamiliar language-production tasks are needed to examine retention and transfer. Further research should also investigate how adaptive feedback is implemented and assess the separate and combined contributions of GenAI, gamification, and instructor-mediated support.

4. Conclusion

This study examined the Human-Centered Adaptive GenAI–Gamification Model (HCAGM) as a supplementary approach to developing language competence among pre-service foreign language teachers through a six-week quasi-experimental intervention.

The experimental group demonstrated greater improvement in overall assessed language competence than the control group, with significant differential gains in Expression of Thoughts, Phonetics, and Vocabulary, but not in Orthography or Grammar. These findings suggest that the integrated instructional approach may support selected language competence dimensions rather than producing uniform improvements across all assessed areas.

The study contributes preliminary empirical evidence on the application of an integrated GenAI- and gamification-supported instructional framework in foreign language teacher education. However, the findings do not establish the independent effects of its instructional components or demonstrate improvements in learner agency, engagement, or professional teaching competence.

Non-random assignment to pre-existing study groups, unaccounted-for interdependence among participants within those groups, the reuse of identical assessment tasks, and the absence of delayed post-testing limit the validity of the conclusions drawn. Future research should employ study designs and analytical methods appropriate for clustered data, utilize parallel assessment instruments, and incorporate longitudinal observations to evaluate the stability of the observed improvements and the extent to which they can be transferred to other settings.

Authors' Contributions

Antontseva Darya Alexandrovna: Conceptualization, Methodology, Investigation, Formal Analysis, Data Curation, Visualization, Writing – Original Draft Preparation, Writing – Review & Editing.

Artykbayeva Fazila Ilmarkyzy: Conceptualization, Methodology, Supervision, Validation, Writing – Review & Editing, Project Administration.

All authors have read and approved the final version of the manuscript.

Funding

The author(s) declared that financial support was received for this work and/or its publication. This article was prepared within the framework of the project "Integration of Digital Technologies and Gamification in Foreign Language Learning Based on Artificial Intelligence: New Horizons of Language Competence", funded by the Science Committee of the Ministry of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan (AP 26197519).

References:

1. Altay, M., Kolay, C. A., & Yöney, R. Z. (2026). Pre-service EFL teachers' EAP literacies: A transition to GenAI-based curriculum design. Journal of English for Academic Purposes. https://doi.org/10.1016/j.jeap.2026.101710

2. Antontseva, D., Kudysheva, A., Fominykh, N., Rakhimgaliyeva, Z., & Seidaliyeva, Z. (2025). Developing foreign language communicative competence in future natural science teachers with online speech simulators: The Kazakhstan experience. International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 24(6), 273–301. https://doi.org/10.26803/ijlter.24.6.13

3. Artykbaeva, F., Tursynova, G., Abdullayeva, Z., Mombekova, S., & Kassymbekova, L. (2026). Artificial intelligence and gamification literacy in higher education language learning: Insights from a gamified diagnostic test. International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 25(2). https://doi.org/10.26803/ijlter.25.2.27

4. Cabrera-Solano, P., Castillo-Cuesta, L., & Ochoa-Cueva, C. (2026). Active learning and feedback in EFL teacher education through AI-supported flipped classrooms. Education Sciences, 16(6), Article 827. https://doi.org/10.3390/educsci16060827

5. Castillo-Cuesta, L., Ochoa-Cueva, C., & Cabrera-Solano, P. (2025). Pre-service teachers' perceptions of the use of artificial intelligence in an English as a foreign language learning context. International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 24(10). https://doi.org/10.26803/ijlter.24.10.39

6. Chon, Y. V., & Shin, D. (2026). AI chatbot as a revision aid in second language writing: From error correction to lexical sophistication. Journal of Computer Assisted Learning. https://doi.org/10.1002/jcal.70259

7. Kazimova, D. A., & Adykenova, A. N. (2025). Realizatsiya personalizirovannogo adaptivnogo obucheniya v sisteme obrazovaniya na osnove tekhnologii iskusstvennogo intellekta [Implementation of personalized adaptive learning in the education system based on artificial intelligence technology]. Vestnik Karagandinskogo universiteta. Seriya «Pedagogika», 117(1), 200–211. https://doi.org/10.31489/2025ped1/200-211

8. Kurmasheva, M., Zhorabekova, A., Zheldibayeva, R., Yerekhanova, F., & Salybekova, F. (2025). Gotovnost budushchikh uchitelei inostrannogo yazyka k tsifrovomu adaptivnomu obucheniyu [Readiness of pre-service foreign language teachers for digital adaptive learning]. Journal of Educational Sciences, 84(3), 40–51. https://doi.org/10.26577/JES20258434

9. Lazzeretti, C. (2026). AI-supported design of teaching units for English to young learners: A case study in initial teacher education. Education Sciences, 16(4), Article 614. https://doi.org/10.3390/educsci16040614

10. Mehdiu, F. (2026). The impact of artificial intelligence on English language learning, communication, and linguistic development: Opportunities and challenges. Journal of Intelligent Decision Making and Information Science, 3. https://doi.org/10.59543/jidmis.v3.1938

11. Nyshanova, S., Sarzhanova, D., Rizakhojayeva, G., & Yessimgaliyeva, T. (2026). Instructional design of a gamified immersive information-contextual learning environment for foreign language teacher training in tourism. Frontiers in Education, 11, Article 1842253. https://doi.org/10.3389/feduc.2026.1842253

12. Webb, R., Yuksel, D., & Dikilitas, K. (2026). Generative AI in English-medium instruction: Perceptions, usage, and impact on academic performance and language proficiency. System. https://doi.org/10.1016/j.system.2026.103973

РАЗВИТИЕ ЯЗЫКОВОЙ КОМПЕТЕНЦИИ БУДУЩИХ УЧИТЕЛЕЙ ИНОСТРАННЫХ ЯЗЫКОВ ПОСРЕДСТВОМ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И ГЕЙМИФИКАЦИИ

[1]Артықбаева Ф.І., [2]Антонцева Д.А.
[1]PhD, Заведующая кафедры «Мировые языки»
АО «Университет имени Ж.А. Ташенева», пр. Д.Конаева 21, г. Шымкент, Казахстан
e-mail: Fazila.ilmarovna@gmail.com
[2]старший преподаватель кафедры «Мировые языки»
АО «Университет имени Ж.А. Ташенева», пр. Д.Конаева 21, г. Шымкент, Казахстан
e-mail: daryanenglish2020@gmail.com

Аннотация. Цель исследования — оценить эффективность человекоцентрированной адаптивной модели, объединяющей генеративный искусственный интеллект и геймификацию (Human-Centered Adaptive GenAI–Gamification Model, HCAGM), в развитии языковой компетенции будущих учителей иностранных языков. В шестинедельном квазиэкспериментальном исследовании приняли участие 123 студента третьего курса Университета имени Жумабека Ташенева (Казахстан). Экспериментальная группа (n = 61) проходила дополнительное обучение с использованием индивидуализированных заданий на основе ChatGPT, геймифицированных упражнений Wayground и педагогической поддержки преподавателя. Контрольная группа (n = 62) обучалась традиционными методами. Языковая компетенция оценивалась до и после эксперимента по пяти компонентам. Для анализа данных применялись дисперсионный анализ смешанного типа (ANOVA), поправка Холма и дополнительные t-тесты Уэлча. Прирост общего показателя языковой компетенции в экспериментальной группе составил 4,98 балла против 2,45 балла в контрольной группе. Взаимодействие факторов времени и группы было статистически значимым: $F(1, 121) = 36{,}07$; $p < 0{,}001$; $\eta p^2 = 0{,}230$. Статистически значимые различия в динамике показателей в пользу экспериментальной группы выявлены по компонентам выражения мыслей, фонетики и лексики, но не орфографии и грамматики. Результаты свидетельствуют о потенциальной эффективности HCAGM для развития отдельных компонентов языковой компетенции. Однако отсутствие случайного распределения участников, неучтённая зависимость наблюдений внутри академических групп и ограничения оценивания требуют осторожной интерпретации полученных данных.

Ключевые слова: генеративный искусственный интеллект; геймификация; адаптивное обучение; языковая компетенция; будущие учителя иностранных языков; человекоцентрированное обучение.

ГЕНЕРАТИВТІ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ ЖӘНЕ ГЕЙМИФИКАЦИЯ АРҚЫЛЫ БОЛАШАҚ ШЕТЕЛ ТІЛІ МҰҒАЛІМДЕРІНІҢ ТІЛДІК ҚҰЗЫРЕТТІЛІГІН ДАМЫТУ

[1]Артықбаева Ф.І., [2]Антонцева Д.А.
[1] PhD, Заведующая кафедры «Мировые языки»
АО «Университет имени Ж.А. Ташенева», пр. Д.Конаева 21, г. Шымкент, Казахстан
e-mail: Fazila.ilmarovna@gmail.com
[2] «Әлем тілдері» кафедрасының аға оқытушысы,
«Ж.А.Тәшенев атындағы университет»АҚ, Д.Қонаев даңғылы 21, Шымкент

e-mail: daryanenglish2020@gmail.com

Аңдатпа. Зерттеудің мақсаты – генеративті жасанды интеллект пен геймификацияны біріктіретін адамға бағдарланған адаптивті модельдің (Human-Centered Adaptive GenAI–Gamification Model, HCAGM) болашақ шетел тілі мұғалімдерінің тілдік құзыреттілігін дамытудағы тиімділігін бағалау. Қазақстандағы Жұмабек Тәшенев атындағы университеттің үшінші курсында оқитын 123 студент алты апталық квазиэкспериментік зерттеуге қатысты. Эксперименттік топ (n = 61) ChatGPT негізіндегі жеке бейімделген тапсырмаларды, Wayground платформасындағы геймификацияланған жаттығуларды және оқытушының педагогикалық қолдауын қамтитын қосымша оқытудан өтті. Бақылау тобы (n = 62) дәстүрлі әдістер бойынша қосымша білім алды. Тілдік құзыреттілік экспериментке дейін және одан кейін бес компонент бойынша бағаланды. Деректерді талдау үшін аралас дизайндағы дисперсиялық талдау (ANOVA), Холм түзетуі және Уэлчтің қосымша t-тесттері қолданылды. Жалпы тілдік құзыреттілік көрсеткішінің өсімі эксперименттік топта 4,98 баллды, ал бақылау тобында 2,45 баллды құрады. Уақыт пен топ факторларының өзара әрекеттесуі статистикалық тұрғыдан мәнді болды: $F(1, 121) = 36{,}07$; $p < 0{,}001$; $\eta p^2 = 0{,}230$. Эксперименттік топтың пайдасына статистикалық мәнді айырмашылықтар ойды жеткізу, фонетика және лексика компоненттері бойынша анықталды, ал орфография мен грамматика бойынша мұндай айырмашылықтар анықталған жоқ. Нәтижелер HCAGM моделінің тілдік құзыреттіліктің жекелеген компоненттерін дамытуға ықпал етуі мүмкін екенін көрсетеді. Алайда қатысушылардың кездейсоқ бөлінбеуі, академиялық топтар ішіндегі бақылаулардың өзара тәуелділігінің статистикалық талдауда ескерілмеуі және бағалау рәсімдерінің шектеулері нәтижелерді сақтықпен түсіндіруді талап етеді.

Кілт сөздер: генеративті жасанды интеллект; геймификация; адаптивті оқыту; тілдік құзыреттілік; болашақ шетел тілі мұғалімдері; адамға бағдарланған оқыту.

УДК 372.881.111.1
МРНТИ 14.85.35

DIGITAL TOOLS FOR GAMIFIED ASSESSMENT IN FOREIGN LANGUAGE TEACHING

Islamova M.M., Khantorekyzy S.
Master of Pedagogical Sciences, Senior Lecturer at the Department of World Languages, J. Tashenov University JSC, 33 G. Ilyaeva Street, Shymkent, Kazakhstan
E-mail: islamova.muhabbat@mail.ru
Master of Pedagogical Sciences, Lecturer at the Department of World Languages, J. Tashenov University JSC, 21 D. Kunaev Avenue, 11 M. Auezov Street, Zhetisay, Kazakhstan
e-mail: sandugashkhantorekyzy@mail.ru

Abstract. The article examines motivation and learning theories underlying gamification. It explores the role of game elements in enhancing students' learning motivation, interest, and engagement in the educational process.

Keywords: gamification, motivation, learning theories, education, learning process, student engagement.

Introduction

Digital gamified assessment tools are technology-based platforms that combine assessment functions with game elements to evaluate and support foreign language learning. These tools are designed to increase student motivation, engagement, and interaction, while allowing teachers to track progress and assess language competence in the digital environment.

These tools combine evaluation with real-time interaction and competitive or collaborative game mechanics. They usually support objective assessment formats and emphasize urgency and interaction. In teaching a foreign language, such systems are often used to assess vocabulary, grammar and understanding, while maintaining a playful atmosphere of assessment.

Research Methods

In the article of the study, methods of reviewing scientific literature, theoretical analysis, comparative analysis, classification and compilation of scientific sources were used. The review of the scientific literature was aimed at considering current research on digital tools used in teaching foreign languages and assessment methods based on gamification. Theoretical analysis was used to study the pedagogical principles of gamification and digital assessment. Comparative analysis Kahoot!, Made it possible to identify the advantages and limitations of digital platforms such as Quizizz, Wordwall and Blooket. The classification method was used to group digital instruments according to their evaluation services. These include formative assessment, feedback, stimulation of students ' active participation in the educational process and monitoring the dynamics of educational achievements. Finally, the method of summarizing scientific conclusions was used to draw conclusions about the possibilities of digital tools to contribute to increasing students ' learning motivation, active participation in the educational process and improving the results of mastering a foreign language.

The practical implementation of gamification in foreign language education is closely connected with the use of digital tools and platforms. Advances in educational technology have made it possible for teachers to design interactive, engaging, and data-driven assessment systems. Digital tools allow the integration of gamification elements such as points, levels, badges, and instant feedback into everyday teaching practice.

Among the most widely used tools for gamified assessment are platforms such as Kahoot, Quizizz, Google Forms, Moodle, Duolingo, and Classcraft. These tools enable teachers to create quizzes, tests, and tasks that assess learners' vocabulary, grammar, reading, listening, and speaking skills in an interactive format [1, pp.87 – 92].

Kahoot and Quizizz, for example, are game-based quiz platforms that use competition, time limits, and leaderboards to increase learner motivation. Research shows that such platforms increase student engagement and participation, particularly in vocabulary and grammar revision activities. Moodle, as a learning management system, supports more complex forms of gamified assessment, including progress tracking, badges, and adaptive quizzes.

Duolingo represents a mobile-based gamified assessment system that integrates continuous assessment into the learning process. Learners earn points, unlock levels, and receive immediate feedback, which supports autonomous language learning. These tools demonstrate how digital assessment systems can effectively support gamification in foreign language education. Commonly used tools include:

- Kahoot;
- Quizizz;
- Google Forms;
- Moodle;

- Duolingo;
- Classcraft [2, pp. 28 – 30].

These platforms allow teachers to design interactive assessments tailored to language skills such as listening, reading, writing, and speaking.

Gamification can be applied to the assessment of all four language skills: listening, speaking, reading, and writing. Each skill requires specific assessment strategies, and digital tools allow these strategies to be implemented in a gamified format.

Listening skills can be assessed through interactive listening tasks presented as missions or challenges. Learners may listen to audio recordings and answer comprehension questions to earn points or unlock new levels. Immediate feedback helps learners identify errors and improve listening strategies.

Reading assessment can be gamified through quests that require learners to analyze texts, identify key information, or complete comprehension tasks. Progress bars and levels help learners track their improvement and encourage sustained engagement.

Gamification of written assessments is often considered difficult; however, digital tools allow the use of badges and rubrics to motivate students. Writing tasks can be formulated as creative tasks, such as writing emails, stories, or opinion essays. Mutual evaluation and automated feedback tools further enhance the gamified experience.

Speaking skills can be assessed through role-playing games, videos, and interactive dialogues. Gamification elements such as achievements and levels reduce anxiety and encourage students to practice their speech more often. Gamification can be combined in the following ways: scoring assessment systems, badges for language achievement, leaderboards for vocabulary acquisition, levels indicating the stages of language acquisition [3, pp.11 – 19].

Such integration promotes continuous participation and encourages the improvement of student performance.

Research shows that gamified digital assessments increase students ' intrinsic motivation and reduce the fear of making mistakes. This is very important when learning a foreign language, as students often feel anxious when speaking or writing a new language.

Assessment is an important and integral aspect of the learning process, regardless of the educational pedagogy used. Despite the widespread use of traditional assessment methods by many teachers, technological progress has significantly changed the learning experience, allowing access to a wide range of digital educational resources, such as digital games. Increasingly, these games are spreading not only as pedagogical tools, but also to the context of their implementation assessment.

This study aims to examine the contribution of digital games to the process of formative assessment of young students. The study used a mixed method design. The study was carried out in a private educational institution in Izmir, in the center of which a sample was taken consisting of 62 fifth graders and 4 English Foreign Language (EFL) instructors.

Participants were purposefully assigned to experimental and control groups from two different qualification levels, which made it possible to conduct a comparative analysis of digital and traditional approaches to assessment. The formative assessment, which was carried out after two sections of training, did not reveal statistically significant differences in achievements between the experimental and control groups.

However, the qualitative results obtained from teacher interviews and student responses showed a significant increase in the motivation, engagement, and involvement of students participating in digitally gamified assessments compared to traditional paper assessments. These results demonstrated the potential of digitally gamified assessment tools to increase student motivation and active participation in educational institutions.

Game-based quiz and Answer systems with real-time interaction and competitive or collaborative game mechanics. They usually support objective assessment formats and emphasize urgency and interaction. In teaching a foreign language, such systems are often used to assess vocabulary, grammar and understanding, while maintaining a playful atmosphere of assessment.

Main characteristics: timely responses, prompt assessment and feedback, visual game elements (scores, ratings, performance indicators) [4, pp.4 –10].

Some digital language learning platforms integrate gamified assessment as a core component of their instructional design. Assessment is embedded within learning sequences and supported by progression systems, performance indicators, and adaptive feedback. These tools often assess receptive and productive skills incrementally. Key characteristics: continuous assessment embedded in learning, progress tracking and achievement systems, adaptive difficulty and feedback mechanisms.

Learning management systems (LMS) increasingly incorporate gamified assessment functionalities through plugins or built-in tools. These systems allow teachers to design structured assessments while incorporating motivational elements such as badges, levels, or completion tracking. Key characteristics: alignment with curricular objectives, centralized data management, integration of assessment and instruction.

These tools are specifically designed to assess language skills through interactive, game-like tasks. They often focus on communicative competence and integrated skills, allowing assessment to occur through simulated or scenario-based digital environments. Key characteristics: interactive and immersive interfaces, assessment of multiple language skills, emphasis on task completion and performance.

Authoring tools enable teachers to create customized gamified assessment tasks without extensive technical expertise. These tools support flexibility in assessment design and allow educators to align game elements with specific learning outcomes in foreign language teaching. Key characteristics: customizable content and assessment criteria, multimedia integration, teacher-controlled gamification elements.

Mobile-based tools support gamified assessment through portability and frequent learner interaction. They are particularly effective in promoting continuous engagement and micro-assessment in foreign language learning contexts. Key characteristics: short, frequent assessment activities, accessibility across learning contexts, emphasis on learner autonomy and persistence[5, pp. 258– 263].

When choosing digital tools for gamified assessment in teaching a foreign language, educators should take into account compliance with learning goals, validity of assessments, student characteristics and technological accessibility. While digital tools can increase motivation and engagement, their effectiveness in education depends on how well they support meaningful use of language and reliable assessment.

Digital gamified assessment tools play an important role in modern Foreign Language Teaching by combining assessment, technology, and motivational design. These tools range from quiz-based platforms and language learning apps to comprehensive learning management systems and authoring environments. When carefully selected and pedagogically aligned, gamified digital assessment tools can support both the development and evaluation of learning in Foreign Language Teaching.

Gamified evaluation means integrating elements of the game—such as progression systems, feedback mechanisms, and motivational structures—into the evaluation experience. In teaching a foreign language, gamified assessment focused on the potential to increase student activity, support motivation, and maintain communicative competence while maintaining pedagogical and evaluative functions.

Formative assessment plays a key role in learning a foreign language, as it provides constant feedback and supports the gradual development of the language. Gamified digital formative assessment makes the assessment not a one-time assessment, but a continuous and stimulating process.

Formative gamified assessments in foreign language classrooms help students identify strengths and weaknesses and take responsibility for their learning. Teachers, in turn, can use the assessment data to adjust and target learning support.

Formative gamified assessment is carried out in the learning process and is primarily concerned with supporting language development. Its main function is diagnostic and Developmental, not

evaluation. In a gamified framework, formative assessment emphasizes continuous feedback, student willpower, and adaptive progress [6, pp.30 – 39].

Online quizzes, interactive exercises, and self-test tasks are formative assessment tools. In gamification, these tools encourage students to perform tasks on a regular basis and monitor their progress. Research shows that gamified formative assessment improves the motivation and self-regulation of students.

The gamified formative assessment also favors personalized learning. Students can progress at their own pace, repeat tasks, and receive feedback based on their progress. This approach follows student-centered learning methodologies and meets different learning needs.

Formative gamified assessment in Foreign Language Teaching closely coincides with constructivist and socio-cultural theories of learning that view language acquisition as a gradual and socially mediated process. Gamification improves formative assessment by creating a low-anxiety environment where learners can experiment with the language, receive immediate feedback, and monitor their progress. The use of progression indicators and feedback loops contributes to self-regulation and constant interaction, which is very important for the formation of language competence.

In addition, formative gamified assessment supports differentiated learning by allowing students to progress at an individual pace. Instead of focusing on performance comparison, it focuses on mastery, improvement, and constant participation, which can have a positive impact on the student's motivation and confidence in using a foreign language.

A cumulative gamified assessment is carried out based on the results of a training unit or course to assess students ' achievement of predetermined learning outcomes. Its main purpose is to measure common language proficiency or competence, often contributing to final grades or certification.

As part of foreign language learning, aggregate gamification assessment attempts to combine the motivational availability of gamification with the reliability and validity necessary for a formal assessment. Despite being based on game-like structures, the aggregate gamified assessment must meet learning objectives and standardized criteria. He usually values integrated language skills and communicative competence rather than isolated knowledge.

The gamified dimension of aggregate assessment can influence students ' affective responses by reducing test anxiety and increasing perceived relevance. However, the evaluative nature of aggregate assessment requires transparency of assessment and clear compliance with teaching standards to ensure fairness and academic rigor.

A summary assessment assesses students ' progress at the end of a unit or course. Traditionally, summative assessments have been associated with higher levels of anxiety, especially when learning a foreign language. Gamification provides an alternative approach that makes aggregate assessments more attractive and less stressful [7, pp.24 – 30].

Quantitative summary assessments can include online tests, projects, and presentations developed as challenges or final missions. For example, the final vocabulary test can be presented in the form of a competition, and the speech exam can be in the form of a role-playing scenario. Such formats help reduce anxiety and encourage students to demonstrate their skills more confidently. Gamified aggregate assessments do not reduce academic rigor, but rather increase student engagement and performance in line with learning objectives. However, it is very important to ensure fairness, transparency, and reliability in a gamified aggregate assessment.

Conclusion

Formative and cumulative gamified assessment play complementary roles in teaching a foreign language. While formative gamified assessments guide learning and inform instructional decisions, cumulative gamified assessments are evidence of learning outcomes. When integrated into a single, formative processes can prepare students for aggregate assessment by strengthening linguistic skills and developing metacognitive consciousness.

Both forms benefit from gamification, since the elements of the game are used to support pedagogical goals, without overshadowing the correctness of the assessment. Effective

implementation depends on maintaining a balance between motivational activity and the integrity of Education.

In Foreign Language Teaching, formative and aggregate gamified assessment represent unique but interrelated approaches to assessing language learning. Formative gamified assessments focus on learning support, feedback, and student development, while aggregate gamified assessments focus on measuring and reporting outcomes. When applied carefully, gamification can improve both types of assessment by increasing motivation, reducing affective barriers, and supporting communicative language learning without compromising the quality of assessment.

List of references:

1.Kapp, K. M. The Gamification of Learning and Instruction // San Francisco: Pfeiffer, 2012, pp. 87–92.
2.Dichev, C., Dicheva, D. Gamifying Education: What Is Known, What Is Believed and What Remains Uncertain //International Journal of Educational Technology in Higher Education, Springer, 2017, pp. 28–30.
3.Landers, R. N. Developing a Theory of Gamified Learning Simulation & Gaming Journal, SAGE Publications, 2014, pp. 11–19.
4.Hamari, J. Do Games Motivate? A Literature Review of Gamification in Education // IEEE Conference Proceedings, 2014, pp. 4–10.
5.Reiners, T., Wood, L. C. Gamification in Education and Business // New York: Springer, 2015, pp. 50–56.
6.Plass, J. L., Homer, B. D., Kinzer, C. K. Foundations of Game-Based Learning // Educational Psychologist, Routledge, 2015, pp. 258–263.
7.Gee, J. P. Good Video Games and Good Learning // New York: Peter Lang Publishing, 2007, pp. 30–39.

ШЕТ ТІЛІН ОҚЫТУДА БАҒАЛАУДЫ ОЙЫНҒА АЙНАЛДЫРУҒА АРНАЛҒАН ЦИФРЛЫҚ ҚҰРАЛДАР

Исламова М.М., Хантөреқызы С.
Педагогика ғылымдарының магистрі, «Әлем тілдері» кафедрасының аға оқытушысы,
Ж.Тәшенев атындағы университет АҚ, Г.Иляева 33, Шымкент, Қазақстан
e-mail: islamova.muhabbat@mail.ru
Педагогика ғылымдарының магистрі, «Әлем тілдері» кафедрасының оқытушысы,
Ж.Тәшенев атындағы университет АҚ, М. Әуезов 11, Жетісай, Қазақстан
e-mail: sandugashkhantorekyzy@mail.ru

Аңдатпа. Мақалада геймификацияның негізінде жатқан мотивация және оқыту теориялары қарастырылады. Білім беру үдерісінде ойын элементтерін қолданудың студенттердің қызығушылығын, оқу мотивациясын және белсенділігін арттырудағы рөлі сипатталады.

Кілт сөздер: геймификация, мотивация, оқыту теориялары, білім беру, оқу үдерісі, студенттердің белсенділігі.

ЦИФРОВЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ ДЛЯ ГЕЙМИФИЦИРОВАННОЙ ОЦЕНКИ В ПРЕПОДАВАНИИ ИНОСТРАННЫХ ЯЗЫКОВ

Исламова М.М., Ханторекызы С.
Магистр педагогических наук, старший преподаватель кафедры «Мировые языки», АО «Университет имени Ж. Ташенева», ул. Г. Иляева, 33, г. Шымкент, Казахстан
E-mail: islamova.muhabbat@mail.ru

Магистр педагогических наук, преподаватель кафедры «Мировые языки», АО «Университет имени Ж. Ташенева», М. Әуезова 11, Жетысай, Казахстан
e-mail: sandugashkhantorekyzy@mail.ru

Аннотация. В статье рассматриваются теории мотивации и обучения, лежащие в основе геймификации. Описывается роль игровых элементов в повышении учебной мотивации, интереса и активности студентов в образовательном процессе.

Ключевые слова: геймификация, мотивация, теории обучения, образование, учебный процесс, активность студентов.

«ТӘШЕНЕВ ХАБАРШЫСЫ – ВЕСТНИК ТАШЕНЕВА» №3(10) 2026

МАЗМҰНЫ – СОДЕРЖАНИЕ – CONTENS	
Джанпаизова В.М., Ким И.С., Асилова К.С., Купенова А.А. УСТОЙЧИВОЕ РАЗВИТИЕ ИНДУСТРИИ МОДЫ И ДИЗАЙНА ОДЕЖДЫ В КАЗАХСТАНЕ.....	4
Mirzagalikova S.T., Kurmanbek Zh.D. THE EFFECTIVENESS OF FORMATIVE ASSESSMENT AND DIGITAL FEEDBACK IN IMPROVING ENGLISH LANGUAGE LEARNING OUTCOMES.....	13
Yeszhanova G.D., Kadyrova A.Sh. THE IMPACT OF GAMIFICATION ON STUDENTS' MOTIVATION AND VOCABULARY ACQUISITION IN ENGLISH LANGUAGE LEARNING.....	19
Туракулов Б.С., Коваленко О. А., Рахимов Б.Ф., Темиршиков К.М. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ТИПОРАЗМЕРНЫХ ГРУПП РАБОТНИКОВ КОМПАНИИ «КАЗМУНАЙГАЗ».....	27
Халметова Ш.А. ИИ-ГРАМОТНОСТЬ ПРЕПОДАВАТЕЛЯ ВЫСШЕЙ ШКОЛЫ: КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ И ПРАКТИЧЕСКИЙ ОПЫТ ФОРМИРОВАНИЯ.....	34
Бекжигитова А.Е., Ботаев Б.Б., Аманова Ж.Н. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МОЩНОСТИ ВЕТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ УСТАНОВКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ.....	37
С.Б.Ботаева., Б.Б.Ботаев., Халкулова З.Н. МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ АЛГОРИТМДЕРІНІҢ ЖІКТЕУ ДӘЛДІГІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ....	45
I **Ә**	53
Artykbayeva F.I., Antontseva D.A. ENHANCING PRE-SERVICE FOREIGN LANGUAGE TEACHERS' LINGUISTIC COMPETENCE THROUGH GENERATIVE AI AND GAMIFICATION.....	57
Islamova M.M., Khantorekyzy S. DIGITAL TOOLS FOR GAMIFIED ASSESSMENT IN FOREIGN LANGUAGE TEACHING.....	69