

Дистанционное обучение: экономическая эффективность^{*}

Distance Learning: Economic Efficiency

А. СЕЛЕЗНЕВА, Р. ШАРИПОВА

Селезнева Алла Ивановна, канд. экон. наук, доцент кафедры финансов и налогового регулирования Института экономики, управления и бизнеса (ИНЭБ) ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий» (УУНиТ). E-mail: allasel2@yandex.ru

Шарипова Регина Наильевна, канд. экон. наук, доцент кафедры финансов и налогового регулирования ИНЭБ УУНиТ. E-mail: nuganuganuga@mail.ru

Аннотация. В данной статье анализируются показатели, влияющие на эффективность обучения в дистанционном формате. С учетом комплекса факторов (финансовых, социальных, образовательных, технологических) разработана многофакторная регрессионная модель для оценки и прогнозирования экономической эффективности дистанционного формата обучения.

Ключевые слова: дистанционное обучение, факторы, оценка экономической эффективности, модель.

Abstract. This article analyzes the metrics that influence the effectiveness of distance learning. Taking into account a range of factors (financial, social, educational, and technological), a multivariate regression model was developed to assess and predict the economic effectiveness of distance learning.

Key words: distance learning, factors, cost-effectiveness assessment, model.

Основные положения

1. Комплексная оценка экономической эффективности дистанционной формы обучения основывается на учете влияния как финансовых, так и образовательных, технологических и социальных факторов.
2. Разработка экономико-математических моделей позволит вузам не только выполнить оценку эффективности онлайн-образования, но и оценить риски и возможности при разных уровнях инвестиций, определить направления развития, оптимизировать бюджет и повысить устойчивость.

Введение

В современном мире дистанционное обучение становится всё более популярным и востребованным. Оно предоставляет возможность получать образование людям, которые по разным причинам не могут посещать традиционные очные занятия [3]. Однако, несмотря на растущую популярность, в настоящее время нет единой системы оценки его эффективности.

Методы

Для разработки моделей, предназначенных для оценки и прогнозирования экономической эффективности дистанционного обучения, необходимо определить совокупность переменных. Они должны отражать ключевые аспекты образовательной деятельности и учитывать особенности цифровизации [1].

Большинство переменных, приведенных в таблице 1, демонстрируют мультиколлинеарность. Наиболее сильные положительные корреляционные связи с результативным показателем наблюдаются у факторов затрат на ИТ-инфраструктуру, доли отсева студентов и качества образовательного контента.

^{*} Ссылка на статью: Селезнева А.И., Шарипова Р.Н. Дистанционное обучение: экономическая эффективность // Экономика и управление: научно-практический журнал. 2026. № 4. С. 103–106. DOI: 10.34773/EU.2026.4.18.

Таблица 1

Факторы, влияющие на эффективность дистанционного образования

Факторы	Характеристика фактора
1. Финансовые факторы	
x_1 – операционные расходы на онлайн-курсы	расходы на разработку контента, сопровождение преподавателей, хостинг, администрирование и техническую поддержку студентов
x_2 – затраты на ИТ-инфраструктуру	первоначальные инвестиции (закупка программного обеспечения, модернизация серверов, обеспечение кибербезопасности и технической поддержки платформ)
x_3 – доход от онлайн-обучения	доходы от продажи курсов и сертификатов, государственные гранты, международные партнерства
2. Образовательные факторы	
x_4 – уровень успеваемости	дистанционное обучение требует высокого уровня самодисциплины, что отражается на уровне успеваемости
x_5 – средний балл GPA	индекс снижается при обучении в онлайн-формате
x_6 – качество образовательного контента	качество контента влияет на удовлетворенность и мотивацию студентов, а значит, и на экономическую эффективность
3. Социальные факторы	
x_7 – доля студентов, прекративших обучение	высокий уровень отсева – одна из главных проблем дистанционного обучения
x_8 – удовлетворенность студентов	фактор влияет на лояльность к вузу и уровень отсева
x_9 – мотивация студентов	фактор влияет на степень вовлеченности и успеваемость
4. Технологические факторы	
x_{10} – стабильность работы платформы	фактор влияет на восприятие студентами качества обучения и на уровень отсева.
x_{11} – частота обновлений программного обеспечения	фактор влияет на функционал, безопасность и возможность устранения ошибок
x_{12} – уровень кибербезопасности	фактор имеет важное значение в связи с внедрением единой биометрической системы и электронных дипломов

Для оценки зависимости результативного показателя от рассмотренных факторов использован регрессионный анализ [2]. Наиболее базовой и теоретически обоснованной формой связи является линейная зависимость:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n, \quad (1)$$

где $x_1, x_2, \dots, x_n$ – независимые переменные; $a_1, a_2, \dots, a_n$ – коэффициенты регрессии; y – зависимая переменная.

Корреляционный анализ позволил выявить ключевые факторы, которые используются в последующем регрессионном и нейросетевом анализе.

Результаты

Получено многофакторное уравнение линейной регрессии:

$$y = -0,37 + 0,00019x_2 + 0,28x_6 - 6,12x_7, \quad (2)$$

где y – коэффициент окупаемости вложенных инвестиций (ROI); x_2 – затраты на инфраструктуру информационных технологий; x_6 – уровень качества материала образовательного контента; x_7 – удельный вес отсева студентов от общего количества, %.

Анализ критериев качества модели свидетельствует о значительной степени влияния факторов ($R=0,987$, $R^2 = 0,974$). На основе исследования остатков можно оценить ее адекватность. Диаграмма рассеяния (рис. 1) демонстрирует случайный характер остатков.

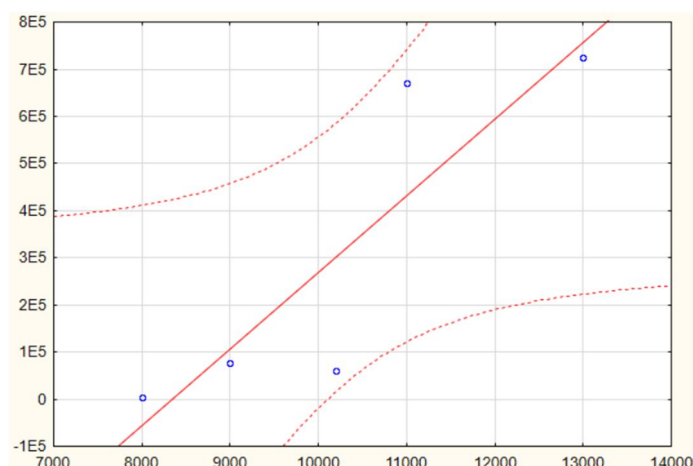


Рис. 1. Диаграмма рассеяния

Стандартная ошибка модели составила 0,131794, что свидетельствует о разбросе фактических значений вокруг линии регрессии. Критерий Фишера $F=11,05$, превышающий критическое значение $F_{\text{табл}}=4,26$, подтверждает статистическую значимость модели регрессии. Проверка по критерию Дарбина – Уотсона показала, что условия независимости остатков не нарушены. Остатки подчиняются нормальному закону распределения.

Так, по полученной многофакторной регрессионной модели предсказанное значение показателя ROI организации на 2025 год составило 1,735%.

Обсуждение

Нейронные сети также представляют собой перспективный инструмент для прогнозирования различных финансовых индикаторов. В рамках апробации модели прогнозирования эффективности дистанционного обучения выбран показатель ROI (рис. 2).

N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность	Тест. производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Ф-я актив. скрытых нейр.	Ф-я актив. выходных нейр.
1	MLP 3-3-1	0,916512	0,00		0,003039	0,000042		BFGS 2	Сум. квадр.	Гиперболическая	Тождественная
2	MLP 3-6-1	0,919789	0,00		0,001993	0,000598		BFGS 5	Сум. квадр.	Тождественная	Тождественная
3	MLP 3-6-1	-0,915098	0,00		0,053008	0,009569		BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Тождественная
4	MLP 3-8-1	0,910517	0,00		0,004303	0,000155		BFGS 3	Сум. квадр.	Логистическая	Тождественная
5	MLP 3-4-1	0,927663	0,00		0,001229	0,000000		BFGS 6	Сум. квадр.	Тождественная	Тождественная

Рис. 2. Полученные нейросетевые модели

Все разработанные нейронные сети демонстрируют удовлетворительные показатели производительности. Для прогнозирования задействована нейронная сеть – многослойный персептрон (MLP), обладающий архитектурой 3-4-1.

Для оценки качества модели построен график временного ряда (рис. 3).

Данный график демонстрирует, что модель адекватно воспроизводит исходные данные.

В таблице 2 представлено сравнение рассмотренных методов.

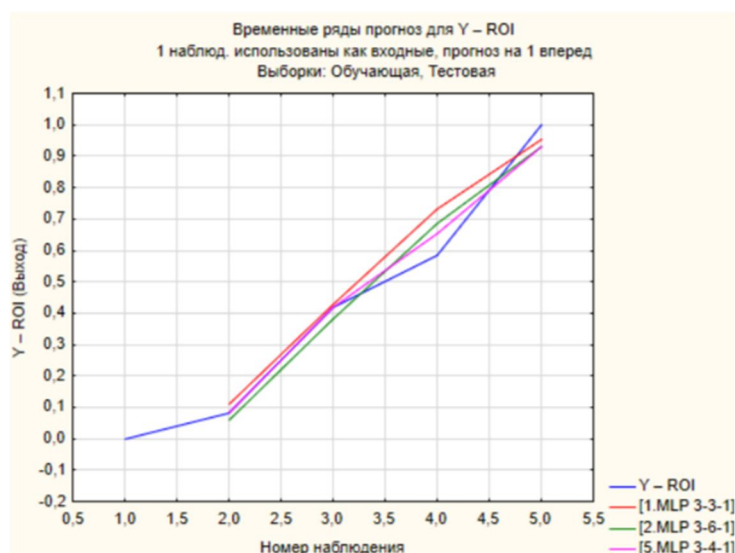


Рис. 3. График прогнозируемого и исходного ряда

Таблица 2

Сравнение результатов применения разработанных моделей прогнозирования

№	Название метода	Прогноз ROI на 2025 год		Отклонение, %
		Прогноз, %	Фактическое значение, %	
1	Корреляционно-регрессионный метод	1,735	1	0,735
2	Нейросетевая модель	0,932	1	-0,068

Как видно, нейросетевая модель демонстрирует наименьшее отклонение прогнозного от фактического значения. Это свидетельствует о высокой адаптивности нейросетевой модели к сложным нелинейным зависимостям в данных. На основе выбранной модели можно рассчитать прогнозное значение показателя в краткосрочной перспективе.

Заключение

На основе разработанных моделей могут быть построены сценарные прогнозы при различных входных параметрах. Это позволит предвидеть и оценивать возможные риски при разных вложениях средств, выявлять перспективные направления развития дистанционного обучения.

Литература

1. Какие факторы влияют на успех в дистанционном обучении: исследование и рекомендации // Единый центр высшего дистанционного образования [Электронный ресурс]. URL: https://troick.ecvdo.ru/states/kakie-factory-vliayut-na-uspeh-v-distancionnom-obuchenii-issledovanie-i-rekomendacii?utm_referrer=https://www.perplexity.ai/
2. Кремер Н.Ш. Регрессионный анализ: учебник и практикум для вузов / Н.Ш. Кремер, Б.А. Путко. 4-е изд., испр. и доп. Москва: Издательство Юрайт, 2026. 180 с. ISBN 978-5-534-21193-1.
3. Курицына Г. В. Сущностно-содержательные характеристики дистанционного обучения в вузе // Вестник Бурятского государственного университета. Образование. Личность. Общество. 2016. Вып. 2. С. 34–49.