

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования  
«Тольяттинский государственный университет»

Кафедра Прикладная математика и информатика  
(наименование)  
01.04.02 Прикладная математика и информатика  
(код и наименование направления подготовки)  
Математическое моделирование  
(направленность (профиль))

## ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА (МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)

на тему «Математическое моделирование процессов управления образовательной организацией»

Обучающийся

А.М. Федорова

(Инициалы Фамилия)

(личная подпись)

Научный  
руководитель

д.т.н., доцент, С.В. Мкртычев

(ученая степень (при наличии), ученое звание (при наличии), Инициалы Фамилия)

Тольятти 2024

## Оглавление

Введение.....	3
Глава 1 Анализ современного состояния исследований в области моделирования процессов управления образовательными организациями ...	7
Глава 2 Методологические подходы к моделированию процесса обучения	20
2.1 Математические модели процесса обучения .....	20
2.2 Методологии управления эффективностью процесса обучения .	24
Глава 3 Разработка математической модели управления эффективностью процесса обучения.....	37
Глава 4 Апробация и оценка адекватности модели.....	45
4.1 Имитационное моделирование системы управления процессом обучения ДПО .....	45
4.2 Выбор алгоритма классификации для прогнозирования.....	48
4.3 Разработка прототипа системы управления процессом обучения ДПО .....	53
4.4 Оценка адекватности имитационной модели .....	60
Заключение .....	65
Список используемой литературы и используемых источников.....	68

## Введение

Математическое моделирование процессов управления образовательной организацией представляет собой важную область исследований, которая объединяет принципы математики, статистики и информационных технологий для анализа и оптимизации процессов управления в образовательных учреждениях.

В условиях современного общества, когда технологии развиваются с беспрецедентной скоростью, эффективное управление образовательными процессами становится ключевым фактором успеха любой образовательной организации. Математическое моделирование позволяет создавать точные и надежные модели, которые могут предсказывать результаты различных стратегий управления и помогать принимать обоснованные решения.

В этой работе мы рассмотрим основные подходы и методы математического моделирования, применяемые для анализа и управления образовательными процессами, а также обсудим примеры успешного применения этих методов на практике.

Дополнительное профессиональное образование играет ключевую роль в современном обществе, поскольку оно направлено на удовлетворение образовательных и профессиональных потребностей, профессиональное развитие человека, обеспечение соответствия его квалификации меняющимся условиям профессиональной деятельности и социальной среды. Оно включает программы повышения квалификации и профессиональной переподготовки. Повышение квалификации направлено на усовершенствование имеющихся знаний, навыков и умений или получение новых компетенций, необходимых для профессиональной деятельности в пределах имеющейся квалификации [8].

Цель исследования – показать, как математическое моделирование может помочь образовательным организациям, занимающимся дополнительным профессиональным образованием (ДПО), стать более

эффективными, адаптивными и успешными в современном мире.

Таким образом, актуальность темы исследования обусловлена необходимостью разработки математических моделей эффективных процессов управления образовательной организацией ДПО.

Объектом настоящего исследования являются процессы управления образовательной организацией ДПО.

Предметом исследования является математическое моделирование процессов управления образовательной организацией ДПО.

Целью работы является исследование и разработка математических моделей управления образовательной организацией ДПО.

Для достижения поставленной цели необходимо решать следующие задачи:

- проанализировать современное состояние исследований в области моделирования процессов управления образовательными организациями;
- проанализировать методы управления процессами образовательной организацией ДПО;
- разработать математические модели и алгоритмы системы управления процессами образовательной организацией ДПО;
- проверить адекватность предлагаемых моделей и алгоритмов.

Гипотеза исследования – применение системы управления процессами образовательной организацией ДПО, построенной на основе предлагаемых в работе математических моделей и алгоритмов, позволит повысить эффективность принимаемых управленческих решений.

Методы исследования. В процессе исследования будут использованы следующие положения и методы: системный анализ, математическое моделирование, теория управления организационными системами.

Новизна исследования заключается в разработке математических моделей и алгоритмов, обеспечивающих повышение эффективности управления процессами образовательной организации ДПО.

Практическая значимость настоящей магистерской диссертации заключается в применении предлагаемых моделей в качестве для разработки системы управления процессами образовательной организацией ДПО, позволяющей повысить эффективность принимаемых управленческих решений.

Теоретической основой диссертационного исследования являются научные труды российских и зарубежных ученых, занимающихся проблемами управления организационными системами.

Основные этапы исследования: исследование проводилось с 2022 по 2024 год в несколько этапов.

На первом (констатирующем) этапе формулировалась тема исследования, выполнялся сбор информации по теме исследования из различных источников, проводилась формулировка гипотезы, определялись постановка цели, задач, предмета исследования, объекта исследования и выполнялось определение проблематики данного исследования.

Второй этап – поисковый. В ходе проведения данного этапа осуществлялся анализ методов отбора персонала, разработаны модели и алгоритмы эффективной автоматизированной системы отбора студентов (АСОС) для кадрового резерва вуза, опубликованы статьи по теме исследования в научных сборниках.

На третьем этапе осуществлялась апробация предлагаемых проектных решений, произведена оценка их эффективности, сформулированы выводы о полученных результатах по проведенному исследованию.

На защиту выносятся:

- математические модели и алгоритмы управления процессами образовательной организацией ДПО;
- результаты проверки адекватности предлагаемых математических моделей управления процессами образовательной организацией ДПО.

По теме исследования опубликована 1 статья:

Дубровина А.М. Концептуальная модель процесса обучения // Вестник научных конференций. 2024. ·№3-1 (103). С. 44-45.

Магистерская диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы.

Во введении обоснована актуальность темы исследования, представлены объект, предмет, цели, задачи и положения, выносимые на защиту диссертации.

В первой главе дан анализ современного состояния исследований в области моделирования процессов управления образовательными организациями.

Во второй главе дан обзор и анализ методов управления процессами образовательной организацией ДПО.

Третья глава посвящена разработке моделей и алгоритмов управления процессами образовательной организацией ДПО.

В четвертой главе представлены результаты проверки на адекватность предлагаемых математических моделей и алгоритмов управления процессами образовательной организацией ДПО.

В заключении приводятся результаты исследования.

Работа изложена на 71 странице и включает 32 рисунка, 2 таблицы и 34 источника.

## **Глава 1 Анализ современного состояния исследований в области моделирования процессов управления образовательными организациями**

Исследования в области моделирования процессов управления образовательными организациями широко представлены в отечественной и зарубежной литературе.

Проблематике моделирования процессов управления образовательными организациями посвятили свои работы Д.А. Новиков, Н.П. Глотова, С.В. Мкртычев, А.И. Орлов, М. Alikhani, Н. Fazlollahtabar, А. Navlond, Baofa Sun и другие.

Математическое моделирование – это процесс описания реальной проблемы в математических терминах, обычно в форме уравнений, а затем использование этих уравнений как для понимания исходной проблемы, так и для обнаружения новых особенностей проблемы [34].

В работе [12] отмечено, что в последние годы математическое моделирование приобретает все большее значение в планировании образования многих стран. Математические модели системы образования могут дать полезные ответы на ограниченные, но важные количественные вопросы, касающиеся составления бюджета, распределения ресурсов и планирование набора учащихся. Такие модели разрабатываются на концептуальном уровне путем определения основных особенностей конкретной образования.

Вместе с тем, использование математического моделирования в управлении образованием заключается в том, что большинство используемых моделей образовательный менеджмент заимствовал из других дисциплин и не отражают точно поведение лиц, принимающих решения в образовательной деятельности.

Таким образом, представляют научно-практический интерес исследования, результаты которых позволят улучшить понимание

менеджерами образования динамики управления образованием и разработать новые методы управления процессами в образовательных организациях, основанными на математических моделях.

В работе [6] дано определение образовательной и сети (ОС) как совокупности образовательных программ и реализующих их образовательных учреждений, обозначены объекты и субъекты управления образовательной системы (рисунок 1).



Рисунок 1 – Объекты и субъекты управления образовательной системы

Создана потоковая модель ОС, представленная на рисунке 2.

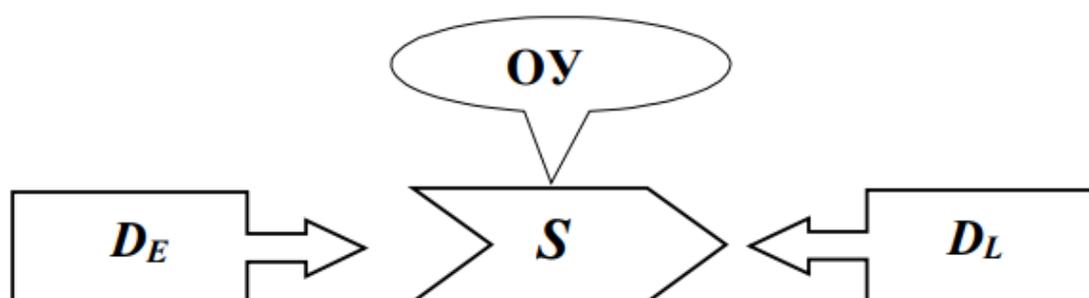


Рисунок 2 – Потоковая модель ОС с одной образовательной программой

Формализована прямая задача управления образовательными системами, заключающаяся в максимальном обеспечении спроса на выпускников (1, 2):

$$|S - D_E| \rightarrow \min_{\{S | R(S) \in \mathcal{R}\}} ; \quad (1)$$

$$|S - D_L| \rightarrow \min_{\{S | R(S) \in \mathcal{R}\}} , \quad (2)$$

где  $S$  – пропускная способность ОС;

$D_E$  – спрос на образовательные услуги;

$D_L$  – спрос на выпускников;

$R$  – ресурсное обеспечение;

$\mathcal{R}$  – ограничения на ресурсы.

Формализована обратная задача управления образовательными системами, заключающаяся в минимизации ресурсного обеспечения (3, 4):

$$\begin{cases} R \rightarrow \min \\ R \in \mathcal{R}, S(R) = D_E \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} R \rightarrow \min \\ R \in \mathcal{R}, S(R) = D_L \end{cases} \quad (4)$$

В работе [22] предлагается инновационный подход к распределению учебного времени между различными видами занятий студентов при заданном общем объеме нагрузки по определенной дисциплине. Он основан на разработанной автором математической модели оптимального распределения учебного времени между овладением знаниями и развитием умений. С помощью принципа максимума Понтрягина найдено оптимальное управление для двух задач оптимизации.

Модель описывается системой двух дифференциальных уравнений с управлением (5, 6):

$$\frac{dx(t)}{dt} = k_1 u(t)y(t), \quad (5)$$

$$\frac{dy(t)}{dt} = k_2 (1 - u(t))x(t)y(t), \quad (6)$$

где  $x(t)$  — количество информации, накопленное студентом к моменту времени  $t$ ;

$y(t)$  — количество накопленных навыков;

$u(t)$  — доля времени, отведенная на накопление знаний в интервале времени  $(t; t + dt)$ ;

$k_1, k_2 > 0$  — коэффициенты, определяемые индивидуально для рассматриваемого студента.

В работе [27] процесс обучения рассматривается как объект оптимального управления. Для решения данной задачи предлагается последовательность инновационных подходов. Создана функциональная структура процесса обучения как дидактической системы «учитель-ученик».

В теоретическом обосновании создана структура функционирования и предложена математическая модель функционирования с целью оптимального управления и анализа состояния системы в целом.

Для оптимального программного управления процессом обучения использован метод Лагранжа-Понтрягина для процессов непрерывного обучения.

Задача программного управления имеет вид: требуется определить путь из точки  $(Y_0, 0)$  к точке  $(Y_1, T)$ , где  $Y_1 \in [Y_{min}, Y_{max}]$ .

В первом приближении прямая, соединяющую начальную и конечную точки определяется по следующей формуле (7):

$$Y^0(t) = Y_0 + \frac{Y(T)-Y_0}{T}t, t \in [0, T] \quad (7)$$

Для расчета оптимального программного управления предложена следующая формула (8):

$$u_0^*(t) = \frac{Y_0(t)(kp+1)}{k_0p+1}, \quad (8)$$

где  $k, k_0$  – параметры учебного процесса.

На рисунке 3 представлен график оптимального программного управления, полученный экспериментальным путем.

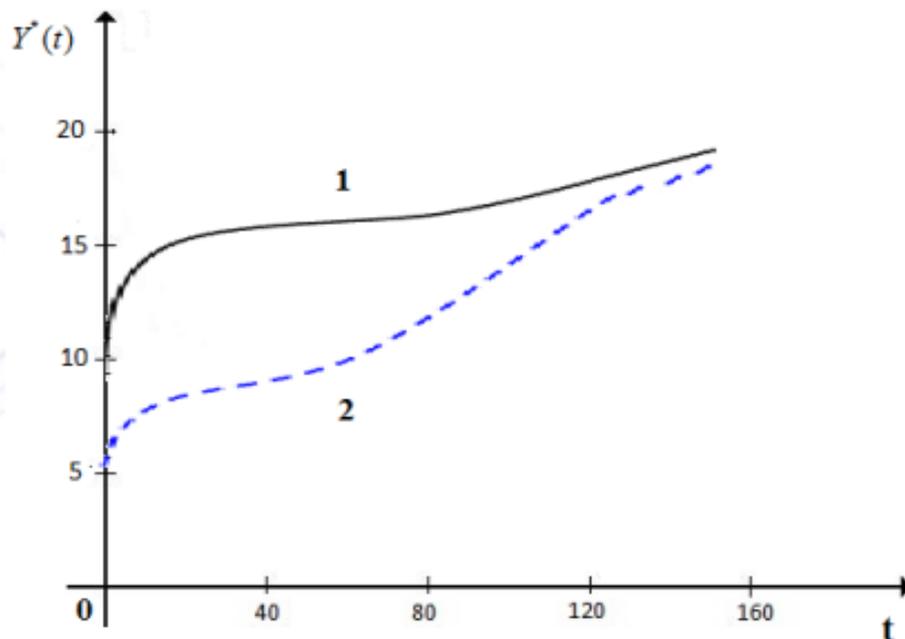


Рисунок 3 – График оптимального программного управления

В работе [11] представлена математическая модель, позволяющую максимизировать способность организации к обучению (9-11).

$$\text{Min } \sum_i \sum_j \sum_k C_{ijk} x_{ijk} \quad (9)$$

$$\text{Max } \sum_i \sum_j \sum_k w_{ijk} x_{ijk}, \quad (10)$$

где  $C_{ijk}$  – затраты на реализацию элемента  $k$  измерения  $i$  в части  $j$ ;

$w_{ijk}$  – значение элемента  $k$  измерения  $i$  в части  $j$ ;

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{если элемент } k \text{ измерения } i \text{ выбран в части } j \\ 2, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (11)$$

Предлагаемая математическая модель фокусируется на необходимых затратах, рабочей силе и капитале для реализации десяти эффективных факторов способности к обучению в различных частях организации, чтобы они были эффективны в способности к обучению с наименьшими затратами для организации. Для измерения факторов в различных частях организации вводятся некоторые показатели.

Вычислительные тесты подтверждают эффективность модели.

Модель оптимизирована с помощью метода  $\epsilon$ -ограничения и является многокритериальной (рисунок 4).

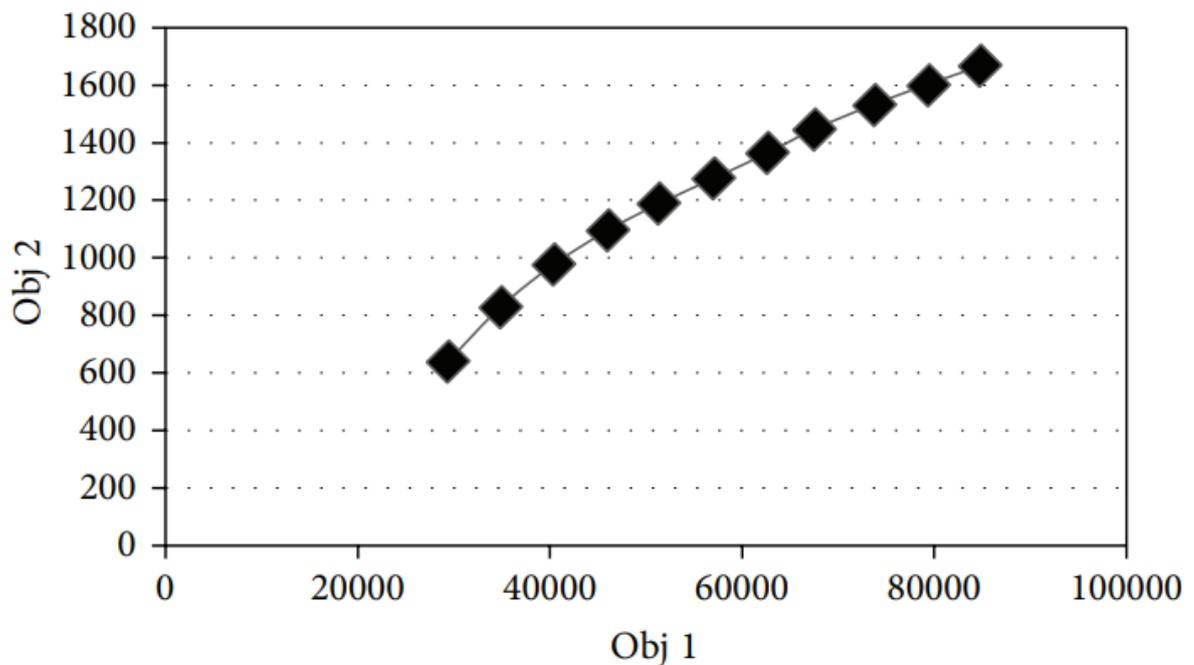


Рисунок 4 – Результат, полученный с помощью метода  $\epsilon$ -ограничения

Как отмечено в работе [14], моделирование процесса обучения требует участия тех переменных, которые являются внутренними для людей. Такие переменные, как мотивация и знания или качество обучения, не поддаются вычислению. Они не получают числового или точного значения.

Они не отражают какой-либо «жесткий» итог. Однако должен быть какой-то механизм для их сбора и использования в модели. Это понятие обязывает признать, в первую очередь, важное различие, которое существует между измерением и количественной оценкой.

Измерение означает «оценку величины». Результат оценки часто выражается численно. Очевидно, что все физические величины или «жесткие» переменные имеют свои заранее определенные единицы измерения.

Блок-схема процесса обучения показана на рисунке 5.

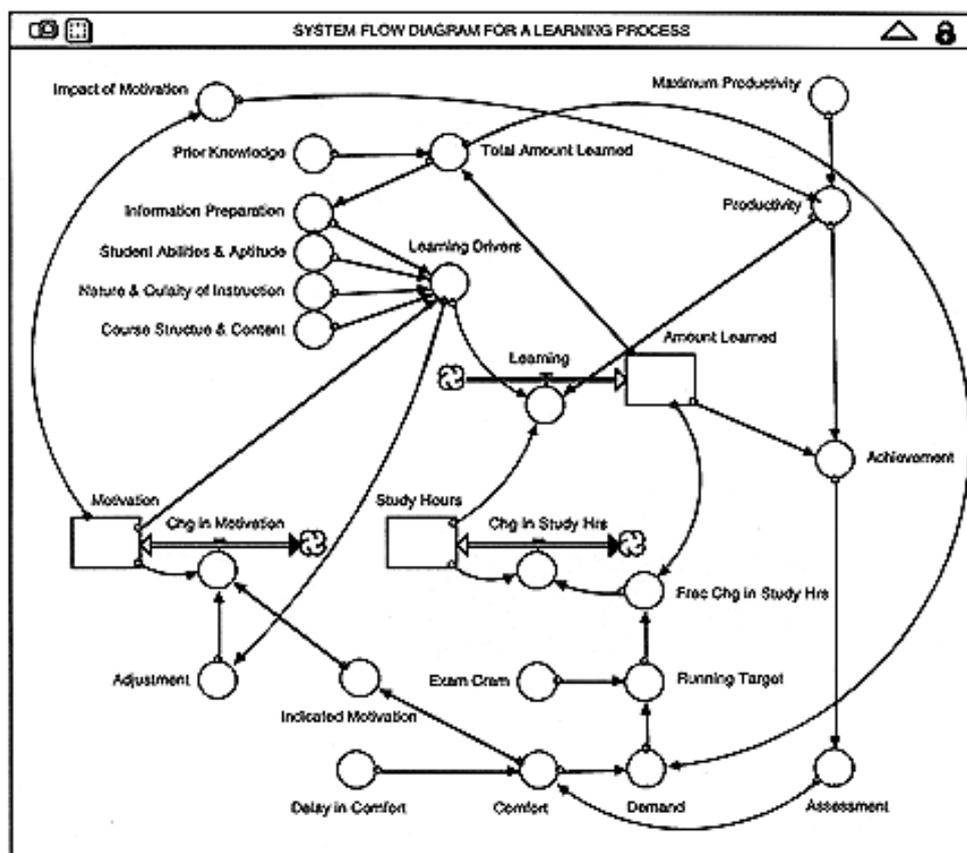


Рисунок 5 – Блок-схема процесса обучения

В данной модели обучение рассматривается как основанное на усилиях студента. Обучение генерируется студентом, работающим определенное количество часов в день и дающим определенный объем продукции. С другой стороны, поток обучения - это передача знаний от «ученика» и размещение их в запасе усвоенного объема. Поток обучения студента определяется как результат его или ее мотивов обучения, учебных часов и производительности. Мотивы обучения состоят из пяти основных факторов, которые необходимы каждому студенту в процессе обучения. К ним относятся:

- информационная подготовка, которая представляет собой преобразование общего объема усвоенных знаний (преобразование из измерения, основанного на часах, в измерение, основанное на процентах);
- способности студента;
- структура и содержание курса;
- характер и качество обучения;
- мотивация.

Все эти драйверы имеют свои собственные компоненты, определенные в отдельных подмоделях (здесь не рассматриваются для простоты модели). Стоит отметить, что структура и содержание курса, характер и качество обучения представляют роль администраторов и преподавателей в модели соответственно.

Количество учебных часов и мотивация позволяют этим частям системы иметь начальные значения. Стоимость этих запасов меняется в зависимости от суммы, которую они получают или теряют (поскольку их двунаправленные потоки могут принимать как положительные, так и отрицательные значения) [4]. Оба запаса и связанные с ними биотоки являются частями неконсервативной системы, как было определено ранее.

В модель включено несколько механизмов обратной связи. Два из этих циклов оказывают существенное влияние на результирующее поведение

системы. Первый механизм действует по связующему звену, идущему от количества усвоенных знаний к успеваемости учащихся. Эта связь замыкает цикл обратной связи, в котором по мере увеличения усвоенного объема учащийся добивается большего и получает более высокий результат теста (оценку). Это приводит к большему комфорту и, следовательно, к меньшему спросу на дальнейшее (мгновенное) обучение. Более низкий спрос снизит успеваемость студента, что напрямую влияет на количество учебных часов. Фактически, соединитель, переходящий от «Количество усвоенного» к «Сокращение времени обучения», усиливает эту петлю обратной связи, так что по мере того, как количество усвоенного становится ниже целевого уровня, добавляются дополнительные часы, а по мере накопления избыточного количества усвоенного, часы сокращаются. Корректировка часов является одним из механизмов обратной связи, включенных в модель для реагирования на изменения спроса. Однако сокращение времени выполнения задания послужит негативным сигналом для изменения учебных часов и приведет к последующему сокращению учебных часов. Это, в свою очередь, приводит к уменьшению потока обучения и, в конечном итоге, к уменьшению объема усвоенного. Таким образом, мы начали с увеличения объема усвоенного, но обратная связь с объемом усвоенного приводит к его уменьшению. Это явление является характеристикой цикла отрицательной обратной связи, который пытается восстановить процесс и сохранить цель системы.

Второй механизм действует параллельно первому, сохраняя то же направление, но переключаясь с комфорта на мотивацию. Таким образом, повышение комфорта усиливает Указанную Мотивацию учащегося. Результатом является более высокий уровень мотивации, который порождает большую мотивацию. Более высокая мотивация, следовательно, увеличивает влияние мотивации на продуктивность учащихся. Это, в свою очередь, приводит к увеличению потока обучения и последующему увеличению объема усвоенного. Подводя итог, мы начали с

увеличения объема усвоенного материала, а обратная связь с объемом усвоенного материала ускоряет его рост. Это явление типично для цикла положительной обратной связи, который пытается обеспечить безудержный рост объема знаний, усвоенных учащимся. Подводя итог, мы видим, что общее поведение модели является результатом взаимодействия между этими двумя контурами обратной связи. Контур отрицательной обратной связи, который действует на стороне достижений, и контур положительной обратной связи, который действует на стороне мотивации.

Стоит упомянуть еще два цикла обратной связи. Один действует как второй цикл отрицательной обратной связи на стороне достижений модели, в то время как другой действует как второй цикл положительной обратной связи на стороне мотивации. Обратите внимание, что увеличение объема усвоенных знаний учащимся одновременно увеличивает общий объем усвоенных знаний. Это, в свою очередь, снижает потребность (внизу диаграммы) в большем объеме знаний. Результатом является усиление негативного воздействия на спрос, который уже установлен Комфортом. Во втором цикле повышение мотивации оказывает положительное влияние на мотивы обучения студентов. Это повышает скорость обучения и объем усвоенного материала, соответственно.

В целом, обе петли отрицательной обратной связи действуют на стороне достижения и благодаря своему контролирующему эффекту стремятся к шаблону поддержания цели. Они пытаются свести объем усвоенных знаний студента к общей цели, которая обусловлена существующим ограниченным временем на обучение (продолжительностью академического семестра). В то же время обе петли положительной обратной связи, действующие на стороне мотивации, демонстрируют типичную модель поведения роста. Следовательно, общее поведение процесса обучения представляет собой комбинацию этих двух общих моделей поведения.

Ниже представлены выражения и показатели, описывающие предлагаемую модель процесса обучения:

- Количество полученных знаний (t) = количество полученных знаний (t - dt) + (Обучение) \* dt;
- Количество инициализированных данных [1\*Ч]= 0;
- Обучение [1 \* Час / Сутки] = Study\_Hours \* Learning\_Drivers \* Производительность;
- Мотивация(t) = Motivation(t - dt) + (Chg\_in\_Motivation) \* dt;
- Мотивация к инициализации [%]= 10;
- Chg\_in\_Motivation = (Indicated\_Motivation-Мотивация)/Корректировка;
- Study\_Hours(t) = Study\_Hours(t - dt) + (Chg\_in\_Study\_Hrs) \* dt
- ИНИЦИАЛИЗАЦИЯ Study\_Hours[Ч]= 0.5;
- Chg\_in\_Study\_Hrs [Ч/Д] = учебные часы \*Frac\_Chg\_in\_Study\_Hrs;
- Достижение [Н] = Количество полученных знаний \* Производительность;
- Корректировка [1] = ЕСЛИ(Learning\_Drivers<=0.5), ТО(5) ЕЩЕ 6;
- Комфорт [%] = SMTH1(Оценка,Delay\_in\_Comfort), где SMTH1 - функция плавности первого порядка (задержки);
- Course\_Structue\_&\_Content [%] = 50;
- Delay\_in\_Comfort [D] = 2;
- Exam\_Cram [!] = (1+ШАГ(.3,55)-ШАГ(.3,60))+((ШАГ(.5,110)-ШАГ(.5,120))), где 0,3 и 0,5 соответственно равны 30% и увеличение спроса на учебу на 50% на 55-й день (продолжительностью 5 дней) и 110-й день (продолжительностью 10 дней);
- Learning\_Drivers[1]=  
(Information\_Preparation+Nature\_&\_Qulaity\_of\_Instruction+Course\_Structue\_&\_Content+Student\_Abilities\_&\_

- Способности+Мотивация)/500;
- Максимальная продуктивность [1] = 0.8;
  - Природа и качество\_ информации [%] = 50;
  - Предварительное знание [H] = 0;
  - Продуктивность [1] = Maximum\_Productivity\*Impact\_of\_Motivation;
  - Running\_Target [H] = (ЕСЛИ(Спрос<50), ТО(60), ИНАЧЕ (Спрос))\*Exam\_Cram;
  - Student\_Abilities\_&\_Aptitude [%] = 50;
  - Total\_Amount\_Learned [H] = Предварительные знания+Amount\_Learned;
  - Оценка [%] = ГРАФИК (Достижение);
  - (0.00, 21.0), (1.00, 29.0), (2.00, 51.5), (3.00, 71.0), (4.00, 81.0), (5.00, 89.5), (6.00, 90.5), (7.00, 89.5), (8.00, 85.5), (9.00, 72.5), (10.0, 72.5);
  - Спрос [H] = ГРАФИК ((Комфорт \* Общее количество обучаемых)/100);
  - (0.00, 30.0), (10.0, 35.0), (20.0, 35.0), (30.0, 40.0), (40.0, 40.0), (50.0, 45.0), (60.0, 50.0), (70.0, 55.0), (80.0, 60.0), (90.0, 65.0), (100, 70.0);
  - Frac\_Chg\_in\_Study\_Hrs [1] = ГРАФИК(количество полученных знаний/Running\_Target);
  - (0.00, 0.00), (0.1, 0.029), (0.2, 0.01), (0.3, 0.04), (0.4, 0.0195), (0.5, 0.055), (0.6, 0.0295), (0.7, 0.069), (0.8, 0.039), (0.9, 0.086), (1, 0.086);
  - Impact\_of\_Motivation [!] = ГРАФИК (Мотивация);
  - (0.00, 0.1), (10.0, 0.4), (20.0, 0.45), (30.0, 0.5), (40.0, 0.55), (50.0, 0.6), (60.0, 0.65), (70.0, 0.7), (80.0, 0.8), (90.0, 0.9), (100, 1.00);
  - Indicated\_Motivation [%] = ГРАФИК (Комфортность);
  - (0.00, 0.00), (10.0, 1.00), (20.0, 6.50), (30.0, 17.5), (40.0, 25.5), (50.0, 33.5), (60.0, 47.5), (70.0, 68.5), (80.0, 79.5), (90.0, 88.0), (100, 99.5);
  - Information\_Preparation [%] = ГРАФИК(Total\_Amount\_Learned);
  - (0.00, 0.00), (10.0, 10.0), (20.0, 20.0), (30.0, 30.0), (40.0, 40.0), (50.0, 50.0), (60.0, 60.0), (70.0, 70.0), (80.0, 80.0), (90.0, 90.0), (100, 100).

Анализ современного состояния исследований в области моделирования процессов управления образовательной организацией позволил констатировать недостаточность исследований в области математического моделирования процессов управления образовательной организацией ДПО.

Это подтверждает актуальность темы настоящего исследования.

#### Выводы по главе 1

В результате проделанной работы были сделаны следующие выводы:

- дополнительное профессиональное образование играет ключевую роль в современном обществе, поскольку оно направлено на удовлетворение образовательных и профессиональных потребностей, профессиональное развитие человека, обеспечение соответствия его квалификации меняющимся условиям профессиональной деятельности и социальной среды;
- использование математического моделирования в управлении образованием заключается в том, что большинство используемых моделей образовательный менеджмент заимствовал из других дисциплин и не отражают точно поведение лиц, принимающих решения в образовательной деятельности;
- известные математические модели фокусируется на необходимых затратах, рабочей силе и капитале для реализации эффективных факторов способности к обучению. Для измерения факторов в организации вводятся некоторые показатели.

Вместе с тем, необходимо констатировать недостаточность исследований в области математического моделирования процессов управления образовательной организацией ДПО, что подтверждает актуальность темы исследования.

## **Глава 2 Методологические подходы к моделированию процесса обучения**

### **2.1 Математические модели процесса обучения**

Проблемы управления дидактическими системами и методы математического моделирования процессов обучения изучались в многочисленных работах.

В этих работах рассмотрены некоторые аспекты оптимального управления образовательным процессом в вузе.

В частности, разработка оптимальной учебной программы, измерение учебной информации, модели связи объема изложенного и усвоенного материала, квантование учебного материала, принцип обратной связи и другие утверждения и решение прикладных задач управления (программных и оптимальных) для изучения процессов обучения начинается с создания структуры управления изучаемыми процессами.

Функционирование созданной структуры открытой системы управления, как недетерминированного объекта, не имеет закономерности развития. При этом применяются методы имитационного моделирования с использованием принципа системного подхода теории управления.

Поэтому разработка математических моделей решения задач анализа и синтеза социальных объектов управления, как процесс обучения, весьма актуальна.

Рассмотрим в качестве примера процесс обучения по программе профессиональной переподготовки с присвоением квалификации в системе дополнительного профессионального образования (СДПО) вуза.

Первый шаг – разделить интересующий нас процессы на внутренние и внешние.

Это разделение можно символически обозначить на концептуальной модели процесса обучения в системе ДПО, как показано на рисунке 6.

Те особенности, которые относятся к внутренней работе СДОП,

заклучены в блок. Внешние функции разделены на выходы и входы, обозначенные стрелками.

Входные данные далее делятся на «управляющие» и «прочие», причем нас конкретно интересуют управляющие входы, связанные с влиянием обучающей организации.

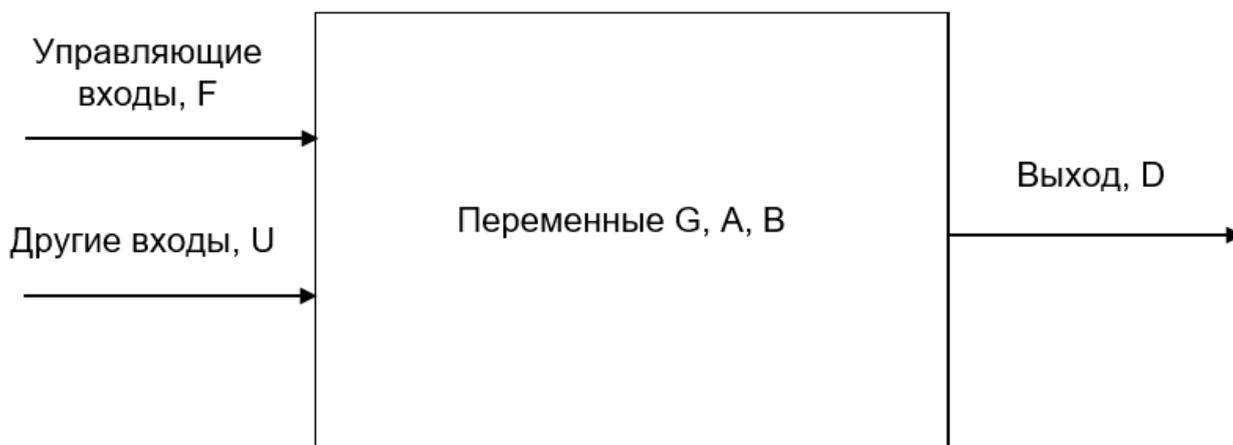


Рисунок 6 – Концептуальная модель процесса обучения в системе ДПО

Далее определим переменные (элементы, числовое значение которых обеспечивает меру величины, имеющей отношение к образовательному процессу), которые мы будем использовать для характеристики состояния каждой части процесса.

В образовательных моделях выбор переменных часто сильно ограничен типами доступных данных.

Для нашего примера определим следующие полезные переменные:

$k$  – время обучения, в единицах академических лет;

$G$  – количество слушателей;

$A$  – количество преподавателей;

$B$  – бюджет СДПО, в тыс. рублей;

$F$  – общая сумма выделенных средств;

$U$  – количество человек, поступающих на курсы;

$D$  – количество выданных сертификатов обучения.

Здесь выбираем время  $k$  в качестве независимой переменной, то есть той, которая может принимать любое заданное значение - это переменная, которую мы можем контролировать.

Остальные переменные являются зависимыми переменными, поскольку их значение зависит от того, о каком году  $k$  мы говорим.

Мы выражаем это математически, говоря, что  $G$  и другие зависимые переменные являются функциями  $k$ .

Представим это соотношение, как  $G(k)$  или  $G_k$ .

Должно быть очевидно, что выбор переменных в этом примере несколько произволен и может сильно различаться в зависимости от конкретной цели модели и предпочтений разработчика модели.

Общими зависимыми переменными являются количество обучающихся, количество преподавателей, переменные материальных ресурсов (включая бюджет, площадь классных комнат, расходные материалы) и др.

Используя ранее определенные переменные и концептуальную модуль, представленную на рисунке 1, разработаем математическую модель [16].

Число получивших сертификат растет с постоянной скоростью  $a$ , определяемой выражением (12):

$$a = G_{k+1} - G_k \quad (12)$$

Пусть постоянная доля  $d$  от числа слушателей, получающих ежегодно сертификаты, тогда получим (13):

$$D_k = dG_k. \quad (13)$$

Количество преподавателей пропорционально бюджету курсов, т.е. равно (14):

$$A_k = eB_k \quad (14)$$

Бюджет курсов пропорционален объему вложения вуза (15):

$$B_k = fF_k \quad (15)$$

Допустим, что вложения вуза со временем растут линейно. таким образом (16):

$$F_k = F_0 + gk \quad (16)$$

Число обучающихся в (k + 1) году, определяется по формуле (17):

$$G_{k+1} = G_k + U_{k+1} - D_k - bG_k, \quad (17)$$

где:  $U_{k+1}$  – количество слушателей, поступивших на курсы в (k + 1) году;

$b$  – доля недоучившихся слушателей.

Число слушателей, поступающих на курсы, увеличивается как  $a^k$ , где  $a > 1$  (18):

$$U_k = U_0 a^k \quad (18)$$

Уравнение (19), моделирующее количество слушателей, выражает принцип сохранения слушателей (прирост равен числу поступивших меньше числа выбывших):

$$D_k = D_0 \left( 1 - \frac{daU_0}{(a+b+d-1)D_0} \right) (1-b-d)^k + \frac{dU_0 a^{k+1}}{(a+b+d-1)} \quad (19)$$

Эта формула, более сложная, чем модель (17), и состоит из двух частей: первая быстро уменьшается по мере увеличения k, а вторая увеличивается

пропорционально росту числа поступающих слушателей.

## **2.2 Методологии управления эффективностью процесса обучения**

В последнее широкое приобрели популярность методологические подходы к моделированию учебным процессом, связанные с управлением эффективностью последнего.

Управление процессами в образовании – это отрасль менеджмента, ориентированная на все фундаментальные виды деятельности в образовательных учреждениях с целью оптимизации результатов и рабочих процессов [23].

Управление процессами в образовании – это отрасль управления процессами, ориентированная на управление учебными процессами в государственных, частных и государственных учреждениях.

Управление корпоративной эффективностью должно поддерживаться набором аналитических приложений, обеспечивающих функциональность для поддержки этих процессов, методологий и показателей.

Рассматривая управление процессами в образовании, мы должны смотреть непосредственно на те виды деятельности, которые ориентированы на процессы преподавания и обучения.

Это включает в себя ряд теоретических и практических инициатив, которые облегчают любому учреждению создание широкой, системной перспективы всех задач, которые оно выполняет.

Правильно управляемая образовательная организация нуждается в структурированных, четко определенных областях, которые взаимодействуют друг с другом.

Поскольку этот вид управления относится к тому, как организация планирует и осуществляет преподавательскую деятельность, он поддерживается следующими принципами:

– педагогический менеджмент: который продвигает все инициативы

по планированию и обучению, такие как управление учителями и профессорами, методологии преподавания, взаимодействие студентов, задания и многое другое;

- административный менеджмент: фокусируется на заботе о ресурсах организации и участвует в управлении физическими, человеческими и финансовыми ресурсами;
- управление человеческими ресурсами: управление всеми трудовыми ресурсами внутри организации.

Следует учесть, что образовательные организации относятся к социально-экономической сфере, на которую распространяются методы и технологии управления организационных систем.

Поэтому качественное управление деятельностью образовательной организации должно объединять ряд различных интегрированных действий для формирования непрерывного цикла управления деятельностью, как показано на рисунке 7 [31].

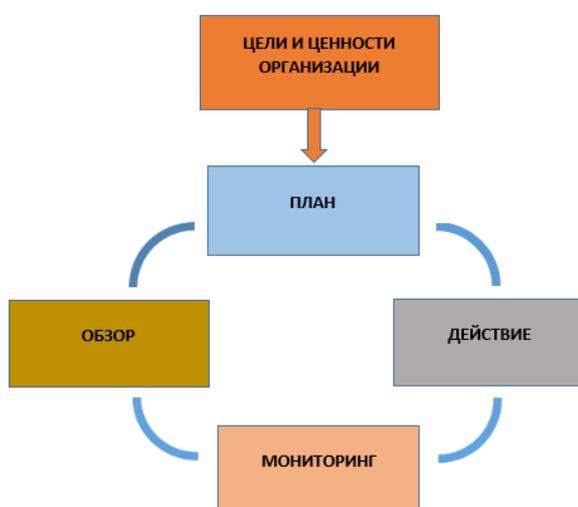


Рисунок 7 – Цикл управления эффективностью организационной системой

Ключевым моментом здесь является то, что управление эффективностью организационной системы – это непрерывный процесс, а не

разовое мероприятие.

Для информационной поддержки задач управления корпоративной эффективностью предприятий используются системы управления эффективностью.

Performance Management System (PMS) – это система управления эффективностью, которая отслеживает эффективность работы сотрудников на основе согласованных и измеримых показателей. Эта система использует целый ряд технологий и методологий, чтобы обеспечить согласование целей сотрудников со стратегическими целями организации и оценку их вклада в достижение этих целей [15].

Структурно-функциональная схема типовой системы управления эффективностью деятельности (СУЭД) организации показана на рисунке 8.

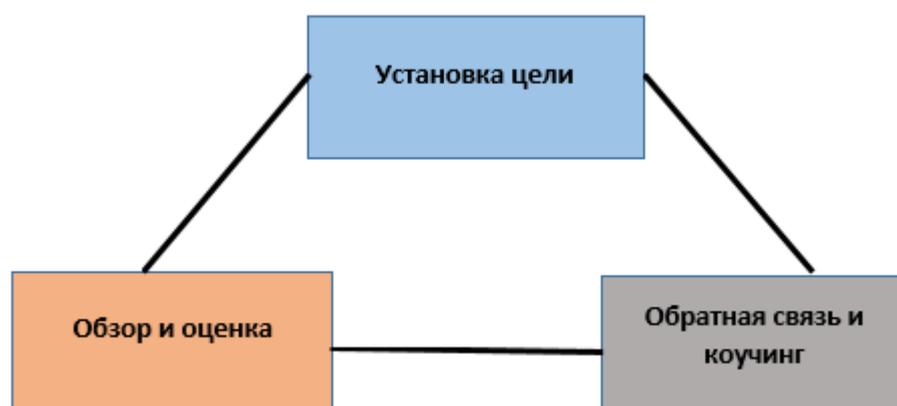


Рисунок 8 – Структурно-функциональная схема типовой СУЭД

Перечислим ключевые особенности качественного программного обеспечения для управления эффективностью [20]:

- удобство кастомизации: СУЭД должна быть настраиваема в соответствии с отраслью организации и стратегией управления эффективностью;
- прозрачность: СУЭД должен быть в состоянии устранить путаницу, с которой сталкиваются как менеджеры, так и их команды в процессе

управления эффективностью;

- объективность: СУЭД должна предлагать объективные показатели, на которых менеджеры могут основывать свою оценку эффективности;
- быстрое действие: СУЭД должна обеспечивать мгновенную обратную связь в режиме реального времени и периодические оценки показателей деятельности организации.

Для управления эффективностью организации используются следующие методологии:

- BPM (Business Performance Management);
- CPM (Corporate Performance Management);
- EPM (Enterprise Performance Management).

Рассмотрим особенности каждой методологии.

Методология управления эффективностью бизнеса (Business performance management, BPM) относится к ряду методов, показателей и инструментов для отслеживания и оптимизации эффективности бизнеса.

BPM включает в себя установление поддающихся количественной оценке бизнес-целей и отслеживание прогресса в достижении этих целей.

Основной концепцией BPM является определение и мониторинг ключевых показателей эффективности (KPI).

Отслеживание этих показателей помогает бизнес-лидерам определить, соответствует ли производительность организации ее целям, чтобы компания могла исследовать тенденции, выявлять проблемы и при необходимости вносить стратегические коррективы.

Цикл BPM показан на рисунке 9.

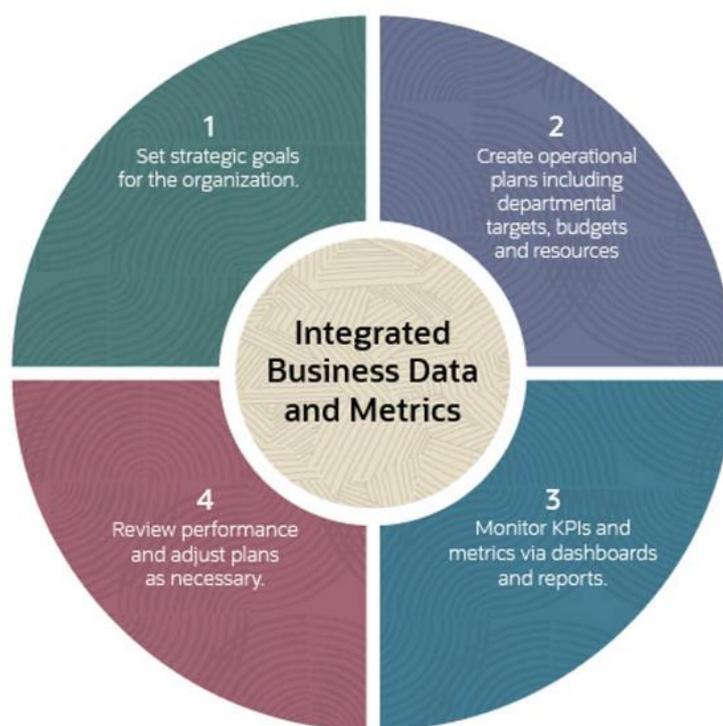


Рисунок 9 – Цикл ВРМ

Цикл ВРМ состоит из следующих фаз:

- определение стратегических целей организации;
- создание оперативного плана;
- мониторинг КРІ;
- оценка эффективности и корректировка плана.

В управления образовательной деятельностью ВРМ может изменить правила игры. Это может помочь учебным заведениям оптимизировать различные административные процессы, такие как прием, взимание платы, распределение курсов и многое другое. Автоматизируя эти процессы, учреждения могут значительно сократить время и усилия, необходимые для управления этими задачами, тем самым повышая эффективность.

ВРМ также играет решающую роль в улучшении коммуникации и сотрудничества внутри образовательных учреждений. Он может автоматизировать процесс обмена информацией и обновлениями с учащимися, родителями и персоналом, тем самым гарантируя, что все будет на одной волне.

Это не только повышает прозрачность, но и повышает общую эффективность учреждения.

Наконец, посредством анализа процессов BPM может предоставить ценную информацию о различных аспектах управления образованием.

Например, это может помочь учреждениям выявлять узкие места в процессах, контролировать производительность и принимать решения на основе данных.

Таким образом, BPM может существенно повысить эффективность управления образованием [29].

CPM (Corporate performance management) – это методология управления корпоративной эффективностью.

Корпоративная эффективность – это комплексный анализ того, насколько хорошо конкретная организация достигает своих целей. Эти цели в значительной степени зависят от организации, но, как правило, подпадают под установленные категории финансовой, рыночной и акционерной эффективности.

Каждая организация должна устанавливать свои собственные корпоративные целевые показатели эффективности. После установки должна быть внедрена система отслеживания, оценки и достижения этих целей. Именно здесь вступает в игру корпоративное управление эффективностью.

Управление корпоративной эффективностью (также известное как управление эффективностью бизнеса, управление эффективностью предприятия или даже управление эффективностью предприятия и корпорации) представляет собой комбинацию всех методологий и процессов, которые вы используете для достижения успеха в вашей организации. Точно так же, как управление эффективностью персонала фокусируется на успехах и неудачах отдельного человека, корпоративное управление эффективностью фокусируется на этих успехах и неудачах внутри организации.

CPM также является элементом бизнес-аналитики, которая использует данные, аналитику и лучшие практики для обеспечения принятия организациями надежных решений, основанных на данных.

Поэтому СРМ становится основой для действий и управления теми решениями, которые ведут к успеху организации [13].

Методологии корпоративного управления эффективностью разнообразны. Но все они учитывают различные точки зрения организации, включая обучение и рост, бизнес-процессы, клиентов и финансы.

Используемая организацией методология также будет содержать ключевые показатели эффективности для измерения успеха системы и обеспечения того, чтобы она работала на благо организации в целом.

Важно помнить, что корпоративное управление эффективностью - это, по сути, набор интеллектуальных бизнес-инструментов, которые помогают организациям измерять и улучшать свою производительность.

СРМ – это процесс и методология, которые обеспечивают комплексный подход к бизнес-планированию, бюджетированию и прогнозированию в области финансов, продаж, маркетинга, операций и управления персоналом.

Цикл СРМ показан на рисунке 10.



Рисунок 10 – Цикл СРМ

СРМ объединяет четыре этапа в один непрерывный процесс:

- планирование и прогнозирование;
- отчетность и приборная панель;

- анализ;
- построение сценария и симуляция (моделирование).

После внедрения CRM связывает стратегии организации с их планами и исполнением, тем самым помогая организациям добиться успеха.

Для поддержки этого CRM включает в себя следующие процессы управления:

- постановка целей и определение бизнес-модели;
- бюджетирование, планирование и прогнозирование;
- консолидация результатов и закрытие бухгалтерских книг на периодической основе;
- отчетность о результатах перед внутренними и внешними заинтересованными сторонами;
- анализ производительности в сравнении с планом, прошлыми годами, по подразделениям или продуктам;
- создание сценариев «что, если».

Перед финансовыми отделами учебных заведений сегодня стоит задача управления сложной и сложной бизнес-средой, которая требует баланса между меняющимися потребностями студентов, растущими затратами на людей и инфраструктуру, ограниченностью ресурсов и многим другим [32].

Важно также быстро решать проблемы и направлять учебные заведения в их решении, сохраняя при этом финансовую устойчивость.

CRM помогает финансовым командам в образовании объединить данные, аналитику, планы и отчеты учреждения – все в одном месте, чтобы преодолеть сложность и обеспечить уверенное принятие решений.

Разработанный для максимизации влияния на бизнес, CRM дает возможность финансовым командам высших учебных заведений обеспечивать, чтобы их учреждения не отставали от темпов изменений, неопределенности и организационной сложности.

«Управление эффективностью предприятия (Enterprise Performance Management, EPM) – это процесс мониторинга производительности на

предприятия с целью повышения эффективности бизнеса. Система ЕРМ интегрирует и анализирует данные из многих источников, включая, помимо прочего, системы электронной коммерции, фронт-офисные и бэк-офисные приложения, хранилища данных и внешние источники данных» [33].

Усовершенствованные системы ЕРМ могут поддерживать множество методологий повышения производительности, таких как система сбалансированных показателей.

Цикл ЕРМ показан на рисунке 11.

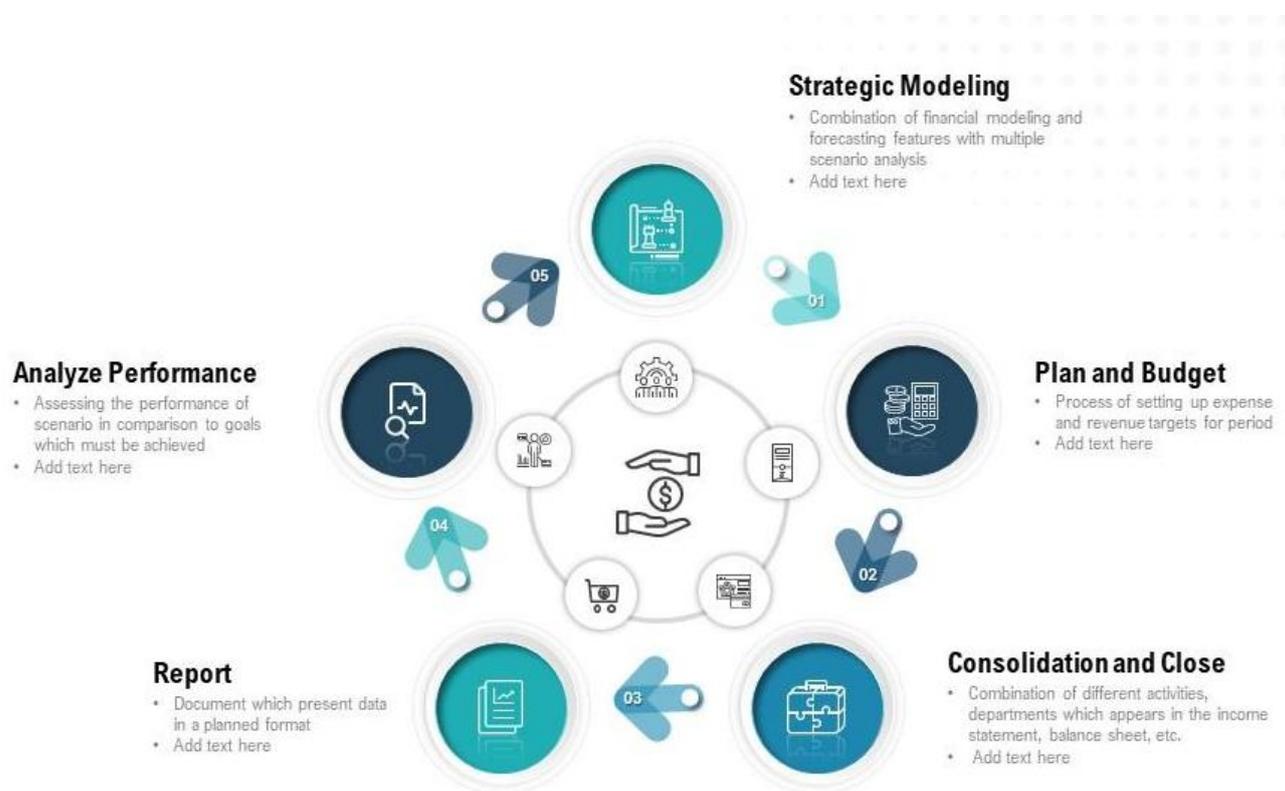


Рисунок 11 – Цикл ЕРМ

Цикл ЕРМ состоит из следующих фаз:

- стратегическое моделирование;
- планирование и бюджетирование;
- консолидация и закрытие;
- формирование отчетности;

– анализ эффективности.

Программное обеспечение для EPM помогает анализировать, понимать и составлять отчеты о вашем бизнесе (рисунок 12).

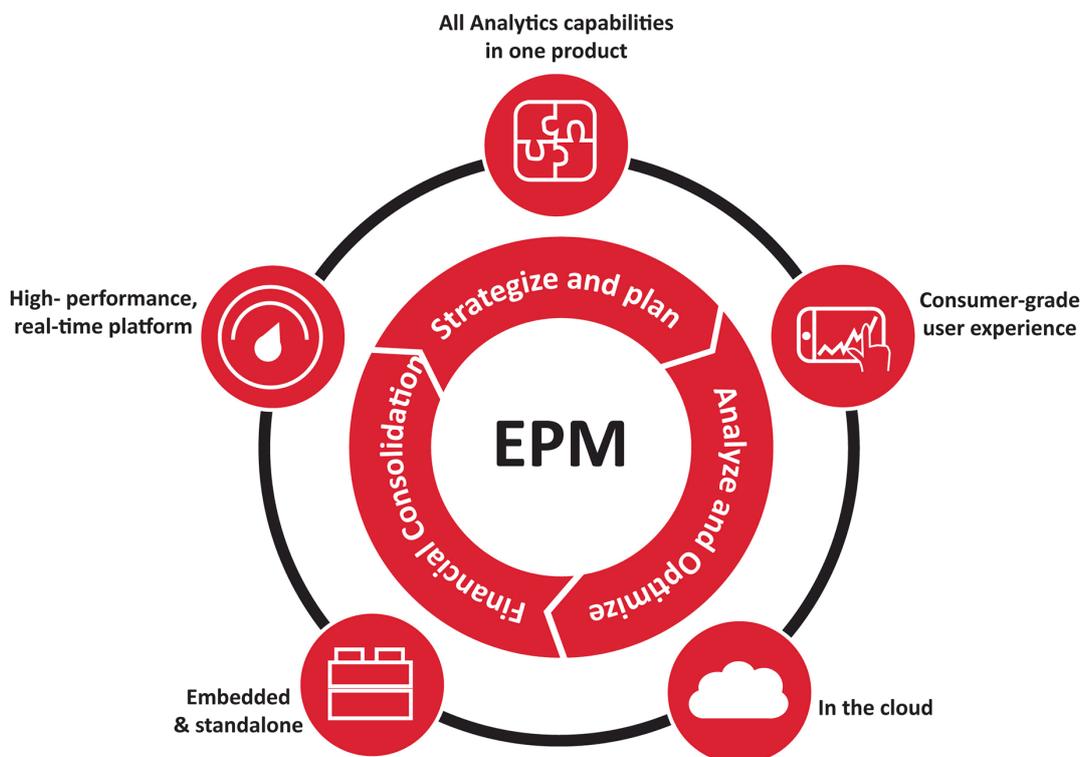


Рисунок 12 – Классификация ПО для EPM

EPM относится к процессам, разработанным, чтобы помочь организациям планировать, составлять бюджет, прогнозировать и отчитываться о результатах бизнеса, а также консолидировать и завершить финансовые результаты (часто называемые завершением бухгалтерских книг).

Решения EPM в основном используются финансовыми директорами и управлением финансов, в то время как другие функциональные области, такие как управление персоналом, продажи, маркетинг и ИТ, используют EPM для оперативного планирования, составления бюджета и отчетности.

Сегодня программное обеспечение EPM считается критически важным для управления организациями всех типов, связывая финансовые и операционные показатели с аналитическими данными и, в конечном счете,

управляя стратегиями, планами и исполнением. С помощью программного обеспечения EPM менеджеры могут повысить производительность всей организации, отслеживая финансовые и операционные результаты в сравнении с прогнозами и целями и используя аналитику для распознавания ключевых тенденций и прогнозирования результатов.

Бизнес-процессы EPM (стратегическое моделирование, планирование, консолидация и закрытие, составление отчетов и анализ производительности) могут помочь организациям понять имеющиеся у них данные и использовать их для принятия более эффективных бизнес-решений.

Таким образом, EPM — это система процессов и программного обеспечения, разработанная, чтобы помочь образовательным учреждениям связать свои стратегии со своими планами и их исполнением [33].

Для сравнения методологий управления образовательной организацией составлена таблица 1.

Таблица 1 – Сравнение методологий управления образовательной организацией

Методология	Преимущества	Недостатки
ВРМ	<p>Повышение производительности: ВРМ помогает организациям создавать структуру процессов, что приводит к повышению эффективности и производительности.</p> <p>Гибкость: позволяет командам более гибко реагировать на изменения, что упрощает корректировку курса.</p> <p>Сплоченность: ВРМ превращает сложность в сплоченность, улучшая видимость и контроль над процессами.</p> <p>Подготовка к автоматизации: оптимизирует процессы, делая их главными кандидатами на автоматизацию<sup>2</sup>.</p> <p>Структурированные процессы: ВРМ создает предсказуемые и надежные рабочие процессы, обеспечивая соблюдение стандартов качества и безопасности.</p> <p>Масштабируемость: структурированные процессы можно легко масштабировать, что позволяет тиражировать успешные элементы.</p>	<p>Проблемы внедрения: при неправильном внедрении ВРМ может привести к снижению эффективности и потере дохода.</p> <p>Сложность: первоначальная настройка ВРМ может быть сложной и ресурсоемкой.</p> <p>Сопротивление переменам: может возникнуть сопротивление со стороны сотрудников, привыкших к старым методам работы.</p>

Продолжение таблицы 1

Методология	Преимущества	Недостатки
СРМ	<p>Ясность: СРМ предоставляет сотрудникам четкое понимание их ожиданий, целей и задач.</p> <p>Повышение эффективности: инструменты СРМ помогают отслеживать информацию о сотрудниках, что позволяет организациям последовательно выбирать подходящих сотрудников для конкретных ролей и продвижений по службе.</p> <p>Удовлетворенность работой: ясность задач и ожиданий создает возможности для самооценки, улучшения работы и самостоятельного определения профессионального пути, что способствует удовлетворенности работой.</p> <p>Мотивация: система СРМ выявляет и демонстрирует лучших исполнителей в организации, что способствует развитию культуры совершенства и мотивирует сотрудников.</p>	<p>Затраты времени: эффективный процесс СРМ может быть дорогостоящим как в плане времени, так и ресурсов.</p> <p>Сложность: регулярный обзор работы каждого сотрудника может занимать много времени у каждого менеджера и сотрудника.</p> <p>Влияние на моральный дух: системы СРМ могут негативно сказываться на морали и творчестве, если они не используются правильно.</p>
ЕРМ	<p>Ясность: ЕРМ дает сотрудникам четкое понимание их ожиданий, целей и результатов, создавая дружелюбную рабочую атмосферу.</p> <p>Эффективность: повышается эффективность за счет сбора подробной информации о сотрудниках, что помогает последовательно выбирать подходящих людей для конкретных должностей и продвижения по службе.</p> <p>Удовлетворенность работой: ясность и возможности для самооценки и профессионального развития, которые предлагает ЕРМ, могут привести к повышению удовлетворенности работой.</p> <p>Мотивация: выявляя и демонстрируя лучших специалистов, ЕРМ может мотивировать сотрудников выполнять свою лучшую работу.</p>	<p>Затраты времени: эффективный процесс ЕРМ может быть дорогостоящим с точки зрения времени и ресурсов, особенно в крупных организациях, где регулярная проверка каждого сотрудника может быть длительным процессом.</p> <p>Сложность: управление и анализ всего процесса могут быть сложными.</p> <p>Влияние на моральный дух: при неправильном использовании системы ЕРМ могут негативно повлиять на моральный дух и креативность, поскольку они могут слишком сильно сосредоточиться на показателях и недостаточно на индивидуальном творчестве.</p>

Как следует из таблицы при разнообразии преимуществ все представленные методологии имеют общие недостатки, присущие методологиям управления эффективностью организационных систем.

Вместе с тем, методология ВРМ представляется наиболее предпочтительной для управления организациями социально-экономической сферы.

Главным преимуществом методологии ВРМ является то, что это понятие рассматривается в управлении также, как информационная систем, т.е. комплекс программных средств, поддерживающих идеологию управления эффективностью и обеспечивающих ее практическую реализацию.

## Выводы по главе 2

В результате проделанной работы были сделаны следующие выводы:

- математическое моделирования процессов обучения фокусируется на необходимых затратах, рабочей силе и капитале для реализации десяти эффективных факторов способности к обучению в различных частях организации, чтобы они были эффективны в способности к обучению с наименьшими затратами для организации;
- как показал анализ, при разнообразии преимуществ все представленные методологии управления эффективностью деятельности организации имеют общие недостатки, присущие методологиям управления эффективностью организационных систем.

Главным преимуществом методологии ВРМ является то, что это понятие рассматривается в управлении также, как информационная система, т.е. комплекс программных средств, поддерживающих идеологию управления эффективностью и обеспечивающих ее практическую реализацию.

### Глава 3 Разработка математической модели управления эффективностью процесса обучения

Для разработки математической модели управления эффективностью процесса обучения ДПО использована прямая задача управления ДПО, заключающаяся в максимальном обеспечении спроса на выпускников.

Пусть  $N_i$  – количество выпускников  $i$ -й образовательной программы ДПО, получивших сертификат.

Тогда целевая функция организации ДПО будет иметь вид (20):

$$N_i \rightarrow \max_{\{R_i \in \mathcal{R}\}}, \quad (20)$$

где  $R_i$  – ресурсы, выделяемые на реализацию  $i$ -й образовательной программы ДПО;

$\mathcal{R}$  – ограничения на ресурсы, выделяемые на реализацию образовательной программы ДПО.

Соответственно оптимально реализуемое действие, которое должна обеспечить система управления для повышения эффективности  $i$ -й образовательной программы ДПО определяется следующим образом (21):

$$U_i = \arg \max_{R_i \in \mathcal{R}} N_i \quad (21)$$

Контур управления эффективностью ДПО для  $i$ -й образовательной программы показан на рисунке 13.

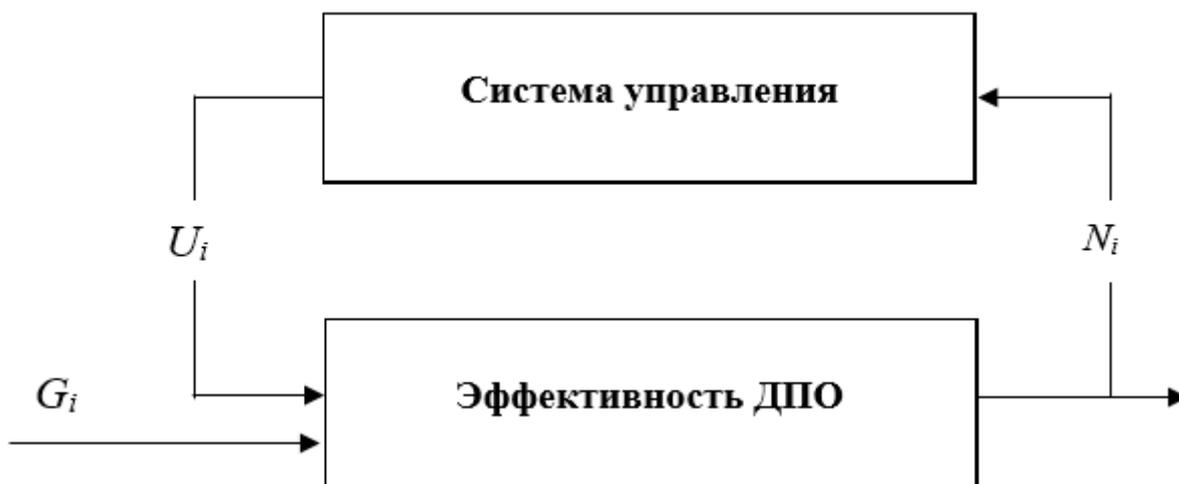


Рисунок 13 – Контур управления эффективностью ДПО для  $i$ -й образовательной программы

На рисунке  $G_i$  – внешние воздействия, оказываемые на процесс обучения ДПО (внешние условия, требования, нормативно-правовая база и т.д.).

Соответственно, для ДПО эффективность будет определяться по формуле (22) [1]:

$$N = \sum N_i \quad (22)$$

Основным ресурсом, который будет использоваться для управления эффективностью процесса обучения ДПО является образовательная программа.

В федеральном законе «Об образовании в РФ» дано следующее определение образовательной программы:

«Образовательная программа — комплекс основных характеристик образования (объём, содержание, планируемые результаты) и организационно-педагогических условий, который представлен в виде учебного плана, календарного учебного графика, рабочих программ учебных предметов, курсов, дисциплин (модулей), иных компонентов,

оценочных и методических материалов, а также в предусмотренных настоящим Федеральным законом случаях в виде рабочей программы воспитания, календарного плана воспитательной работы, форм аттестации» [9].

В соответствии с приказом Минобрнауки N1156 от 3 сентября 2020 года качества дополнительного профессионального образования проводится в отношении проводится в отношении: соответствия результатов освоения дополнительной профессиональной программы заявленным целям и планируемым результатам обучения; соответствия процедуры (процесса) организации и осуществления дополнительной профессиональной программы установленным требованиям к структуре, порядку и условиям реализации программ; способности организации результативно и эффективно выполнять деятельность по предоставлению образовательных услуг.

Утверждены показатели, характеризующие общие критерии оценки качества условий осуществления образовательной деятельности организациями, осуществляющими образовательную деятельность по дополнительным профессиональным программам [7]:

- показатели, характеризующие общий критерий «Открытость и доступность информации об организациях, осуществляющих образовательную деятельность»;
- показатели, характеризующие общий критерий «Комфортность условий, в которых осуществляется образовательная деятельность»;
- показатели, характеризующие общий критерий «Доступность услуг для инвалидов»;
- показатели, характеризующие общий критерий «Доброжелательность, вежливость работников»;
- показатели, характеризующие общий критерий «Удовлетворенность условиями ведения образовательной деятельности организаций».

Оценка качества освоения дополнительных профессиональных

программ проводится в следующих формах:

- внутренний мониторинг качества образования;
- внешняя независимая оценка качества образования.

Организация самостоятельно устанавливает виды и формы внутренней оценки качества реализации дополнительных профессиональных программ и их результатов.

Требования к внутренней оценке качества дополнительных профессиональных программ и результатов их реализации утверждается в порядке, предусмотренном образовательной организацией.

Организации на добровольной основе могут применять процедуры независимой оценки качества образования, профессионально-общественной аккредитации дополнительных профессиональных программ и общественной аккредитации организаций [10].

Наиболее эффективным механизмом для решения задачи оптимизации (20, 21) является планирование процесса обучения ДПО [5].

Для оценки качества образовательной программы ДПО и принятия решения об ее включении в процесс обучения используем механизмы активной экспертизы.

Активная экспертиза – это вид экспертизы, в котором заметную роль играют стратегическое поведение (предвзятые действия) некоторых участников и их манипулятивные возможности.

Процедуры экспертизы с нейтрализованными возможностями манипулирования (точнее, когда все участники получают выгоду от правдивых и добросовестных действий) называются процедурами экспертизы, защищенными от стратегии.

Напомним, что манипуляция в активной экспертизе заключается в стратегических действиях участников по модификации результата экспертизы в соответствии со своими целями.

Пусть  $P$  – результат оценки образовательной программы.

$K = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$  – входная бинарная последовательность соответствия

показателей программы заданным критериям, где  $n$  – количество показателей, причем (23):

$$k_i = \begin{cases} 1, & \text{если показатель соответствует критериям;} \\ 0 & \text{– в противном случае} \end{cases} \quad (23)$$

Тогда сумма показателей программы будет равна (24):

$$S = \sum_{i=1}^n k_i \quad (24)$$

Пусть  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$  – бинарная последовательность ( $m$  – количество членов экспертной комиссии), причем (25):

$$e_i = \begin{cases} 1, & \text{если эксперт голосует за программу;} \\ 0 & \text{– в противном случае} \end{cases} \quad (25)$$

Тогда целевая функция экспертной комиссии будет иметь вид (26):

$$P \rightarrow \max_{(\sum_{j=1}^m e_j \rightarrow m, S=n)} \quad (26)$$

В соответствии с порядком оценки качества программы такой результат достигается, если  $S = n$ . В этом случае мнение отдельного эксперта не может повлиять на решение экспертной комиссии.

Однако, если  $S < n$ , возможны случаи, когда  $q$ -й эксперт может попытаться повлиять на решение экспертной комиссии, по сути является манипулированием процесса принятия решения.

В этом случае целевая функция  $q$ -го эксперта будет иметь вид (27):

$$P \rightarrow \max_{(e_q=1, S < n)} \quad (27)$$

Для принятия правильного решения о включении конкретной образовательной программы в процесс обучения ДПО необходимо использовать неманипулируемый механизм ее экспертной оценки, основанный на технологиях машинного обучения [3].

Для описания алгоритма работы предлагаемого механизма принятия решения экспертной комиссии разработана диаграмма деятельности UML.

Диаграммы деятельности служат визуальным представлением сложных алгоритмов. Они помогают проиллюстрировать логическую последовательность шагов внутри системы или процесса. диаграммы деятельности [30].

Диаграммы деятельности способствуют эффективному общению и взаимопониманию между различными заинтересованными сторонами внутри организации. Они устраняют разрыв между перспективами бизнеса и развития, обеспечивая общее понимание процессов и поведения.

Диаграммы деятельности используются в следующих случаях:

- при создании вариантов использования UML ценны диаграммы действий. Они описывают последовательность действий, необходимых для достижения конкретных целей или результатов;
- моделирование бизнес-процессов и рабочих процессов: Диаграммы действий обеспечивают ясность бизнес-процессов и рабочих процессов. Они показывают, как пользователи взаимодействуют с системой, облегчая понимание как техническим, так и нетехническим заинтересованным сторонам;
- упрощение сложных случаев использования путем деления сложных вариантов использования на четкие этапы. Это упрощает понимание сложных процессов;
- моделирование элементов архитектуры программного обеспечения. Диаграммы деятельности могут представлять компоненты архитектуры программного обеспечения, такие как методы, функции и операции.

Диаграмма деятельности механизма принятия решения экспертной комиссией показана на рисунке 14.

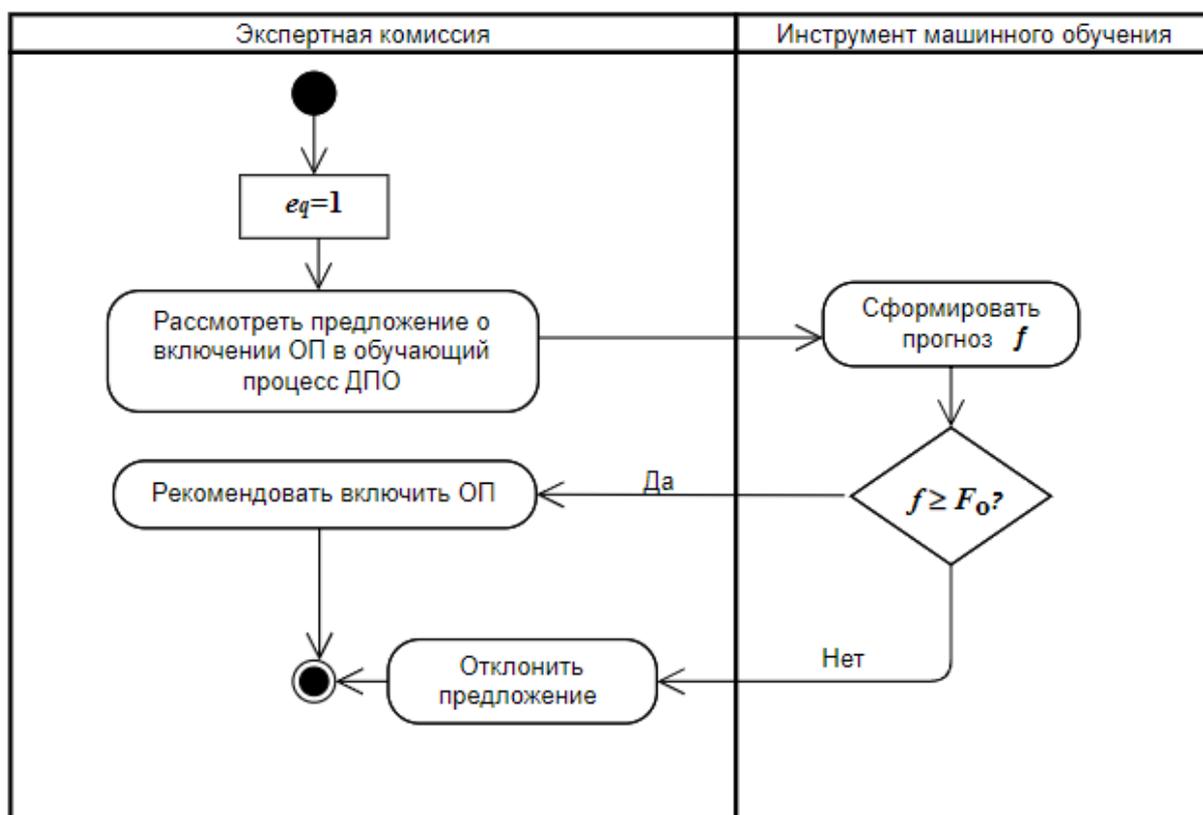


Рисунок 14 – Диаграмма деятельности механизма принятия решения экспертной комиссией

Таким образом, с помощью инструмента машинного обучения производится прогнозирование спроса на конкретную образовательную программу (ОП).

Если прогноз превышает установленное пороговое значение ( $f \geq F_0$ ), то экспертной комиссией рекомендуется включить ОП в процесс обучения ДПО.

В противном случае ОП отклоняется.

### Выводы по главе 3

В результате проделанной работы были сделаны следующие выводы:

- для разработки математической модели управления эффективностью ДПО использована прямая задача управления ДПО, заключающаяся

- в максимальном обеспечении спроса на выпускников;
- основным ресурсом, который будет использоваться для управления эффективностью процесса обучения ДПО является образовательная программа;
  - наиболее эффективным механизмом для решения задачи оптимизации является планирование процесса обучения ДПО;
  - для оценки качества образовательной программы ДПО и принятия решения об ее включении в процесс обучения используем механизмы активной экспертизы;
  - для принятия правильного решения о включении конкретной образовательной программы в процесс обучения ДПО необходимо использовать неманипулируемый механизм ее экспертной оценки, основанный на технологиях машинного обучения.

Прогнозирование спроса на конкретную образовательную программу производится с помощью инструмента машинного обучения.

## Глава 4 Апробация и оценка адекватности модели

### 4.1 Имитационное моделирование системы управления процессом обучения ДПО

Для апробации предлагаемой математической моделей и проверки ее на адекватность используем метод имитационного моделирования [21].

Имитационное моделирование является важным этапом имитационного исследования. Речь идет о создании эффективной имитационной модели, настолько точной, насколько это необходимо, для имитации поведения базовой системы и воспроизведения полезных наблюдений для последующего анализа.

Преимущества имитационного моделирования:

- контроль над переменными: способность манипулировать переменными и контролировать их, что в реальной жизни может быть невозможным или неэтичным;
- безрисковая среда: тестирование и экспериментирование в безопасной виртуальной среде без реальных рисков;
- экономически эффективно: зачастую более экономично, чем проведение реальных экспериментов, особенно в таких сложных сценариях, как аэрокосмические или медицинские исследования;
- сжатие времени: возможность моделировать долгосрочные процессы за короткий промежуток времени;
- повторяемость и согласованность: моделирование можно запускать несколько раз для тестирования различных сценариев, обеспечивая согласованные условия для каждого эксперимента.

Недостатки имитационного моделирования:

- проблемы с точностью и достоверностью: ограничения в точном моделировании и воспроизведении сложности реальных ситуаций;
- требования к данным: потребность в обширных и точных данных для

построения реалистичных моделей, которые может быть трудно получить;

- упрощение реалий: неизбежное упрощение или исключение определенных факторов реального мира, приводящее к менее тонким результатам;
- требуются технические навыки: для разработки и интерпретации моделирования требуются значительные технические и отраслевые знания;
- зависимость от технологий: зависимость от программного и аппаратного обеспечения, которое может принести свой набор ограничений и предубеждений.

Имитационное моделирование обычно осуществляется на компьютере с использованием модели, созданной программным обеспечением, для поддержки решений менеджеров и инженеров, а также в целях обучения.

Компьютерные имитационные модели помогают пониманию и экспериментированию, поскольку модели одновременно визуальны и интерактивны.

С этой целью разработан прототип системы управления процессом обучения (СУПО) ДПО.

Разработанный прототип представляет собой программу, которая является имитационной моделью СУПО ДПО.

Для представления архитектуры СУПО ДПО разработана диаграмма компонентов системы.

Преимущества диаграмм компонентов [28]:

- они просты, стандартизированы и понятны;
- помогают команде разработчиков визуализировать физическую структуру системы и понять взаимосвязь между различными компонентами;
- полезны для представления реализации системы;
- оказывают помощь при проектировании системы, содержащей

интерфейс ввода-вывода;

- применение компонентов многократного использования может помочь снизить общую стоимость разработки;
- дают возможность представить влияние результатов на сервис;
- помогают визуализировать существующие процессы и разработать стратегию будущих.

15. Диаграмма компонентов прототипа СУПО ДПО показана на рисунке

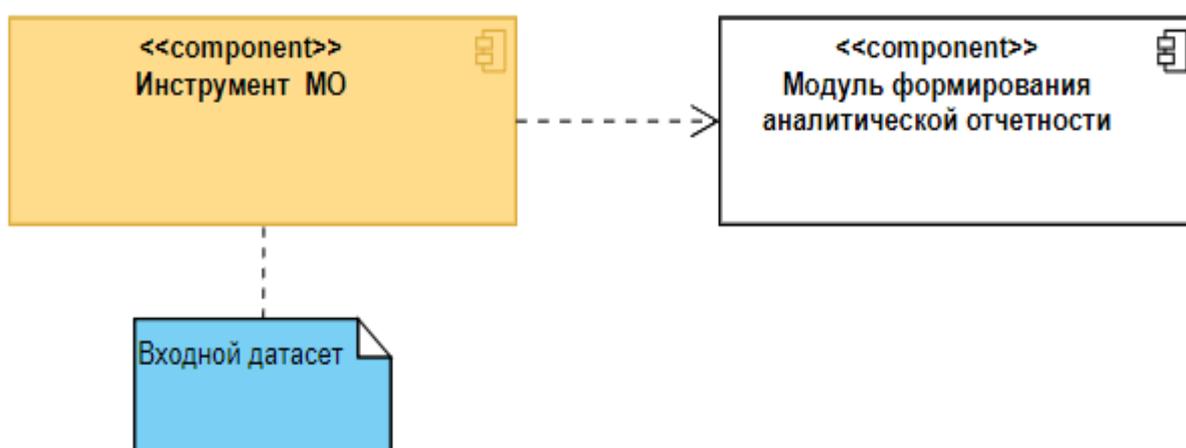


Рисунок 15 – Диаграмма компонентов прототипа СУПО ДПО

Как следует из диаграммы, ключевым компонентом СУПО ДПО, отвечающим за принятие правильных управленческих решений для повышения эффективности процесса обучения, является инструмент машинного обучения (МО).

Архитектура инструмента МО показана на рисунке 16.

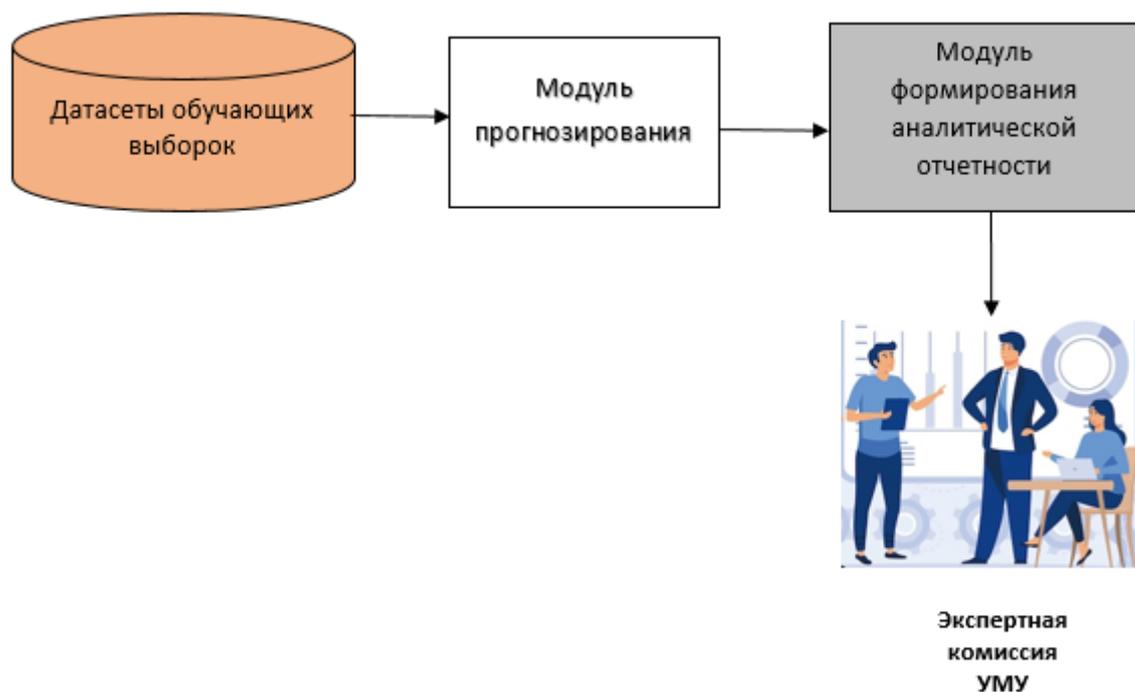


Рисунок 16 – Архитектура инструмента МО СУПО ДПО

Далее необходимо выбрать алгоритмы МО.

#### 4.2 Выбор алгоритма классификации для прогнозирования

Алгоритмы классификации – это методы машинного обучения, которые позволяют определить, к какому классу или категории принадлежит объект на основе его признаков. Существует множество алгоритмов классификации, которые имеют разные преимущества и недостатки в зависимости от задачи, данных и целей.

Вот некоторые из наиболее известных и часто используемых алгоритмов классификации:

Дерево решений: этот алгоритм строит древовидную структуру, в которой каждый узел представляет собой тест на одном из признаков, а каждая ветвь - результат этого теста. Листья дерева - это классы, к которым относятся объекты. Дерево решений легко интерпретировать и

визуализировать, но может быть неустойчивым к шуму и переобучению.

Байесовский классификатор: этот алгоритм основан на теореме Байеса, которая позволяет вычислить вероятность принадлежности объекта к классу на основе априорных знаний и данных. Байесовский классификатор может быть эффективным, если есть достаточно данных и известны распределения признаков, но может быть неприменим, если данные слишком сложные или зависимые.

Метод ближайших соседей (KNN): этот алгоритм определяет класс объекта по его близости к другим объектам, которые уже имеют известный класс. Обычно используется метрика расстояния, такая как евклидово или манхэттенское, для измерения сходства между объектами. Метод ближайших соседей прост в реализации и может работать с любыми типами данных, но требует хранения всех данных в памяти и может быть чувствительным к выбору числа соседей и метрики.

Метод опорных векторов (SVM): этот алгоритм ищет гиперплоскость, которая максимально разделяет объекты разных классов в пространстве признаков.

Для этого он использует только те объекты, которые лежат ближе всего к границе разделения, называемые опорными векторами. Метод опорных векторов может быть очень точным и устойчивым к переобучению, но требует подбора оптимальных параметров, таких как ядро и штраф, и может быть вычислительно сложным.

Нейронная сеть: этот алгоритм состоит из множества связанных узлов, называемых нейронами, которые принимают входные данные и выдают выходные сигналы. Нейроны организованы в слои, и сигналы передаются от одного слоя к другому;

Нейронная сеть может аппроксимировать любую функцию и обучаться на сложных данных, но требует большого количества данных и ресурсов для обучения и может быть трудной для интерпретации.

Алгоритм CatBoost: основан на бустинге – методе последовательного

ансамблевого машинного обучения. Основная цель бустинга – объединить слабых «обучающихся» и сделать их сильными. Это улучшает общую производительность и, следовательно, можно получить лучшие результаты.

Для сравнения алгоритмов классификации используем таблицу 2.

Таблица 2 – Сравнение алгоритмов классификации

Алгоритм	Преимущества	Недостатки
«Дерево решений	Простота интерпретации и визуализации	Неустойчивость к шуму и переобучению
Наивный байесовский алгоритм	Простота и скорость обучения и предсказания. Низкие требования к объему и качеству данных. Хорошая работа с категориальными и текстовыми данными. Возможность учитывать априорную информацию о классах	Низкая точность на данных с сильной зависимостью между признаками. Проблема нулевых вероятностей при отсутствии некоторых комбинаций классов и признаков в обучающих данных.
SVM	Высокая точность и устойчивость к шуму Способность работать с данными большой размерности Возможность использовать разные ядра для разных задач	Высокая вычислительная сложность и требовательность к памяти Чувствительность к выбору параметров и ядра Сложность интерпретации результата
KNN	Простота и интуитивность алгоритма Не требует сложных вычислений при обучении Способность адаптироваться к нелинейным границам классов Возможность использовать разные метрики расстояния и веса соседей	Высокая вычислительная сложность и требовательность к памяти при предсказании Чувствительность к выбору параметра $k$ и масштабированию признаков Проблема проклятия размерности при большом количестве признаков Низкая эффективность при наличии шума и выбросов в данных» [2]

## Продолжение таблицы 2

Алгоритм	Преимущества	Недостатки
CatBoost	Выдает отличные результаты для категориальных данных. Может обучать модель на графическом процессоре, что значительно увеличивает скорость обучения.	Работает лучше, чем другие алгоритмы, только когда есть категориальные данные. Может работать очень плохо, если переменные не настроены должным образом.

На основании результатов анализа характеристик алгоритмов классификации выбираем для прогнозирования алгоритм CatBoost.

Алгоритм CatBoost основан на градиентном спуске, который является мощным методом решения задач классификации и регрессии в машинном обучении (рисунок 17).

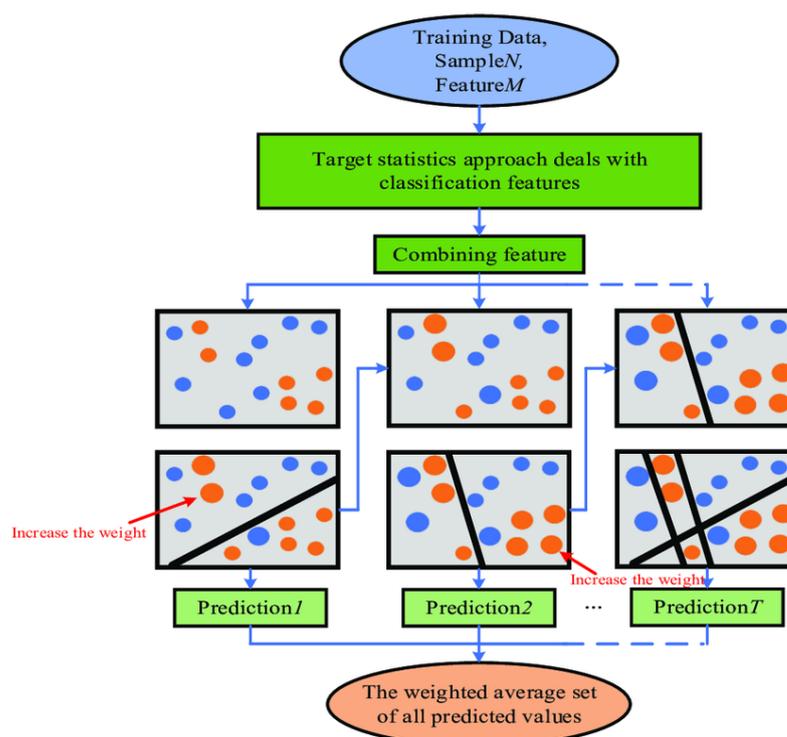


Рисунок 17 – Схема алгоритма CatBoost

CatBoost – это контролируемый метод машинного обучения, который

используется инструментом Train using AutoML и использует деревья решений для классификации и регрессии.

«Как следует из названия, CatBoost имеет две основные функции: он работает с категориальными данными (Cat) и использует повышение градиента (Boost). Повышение градиента – это процесс, в котором множество деревьев решений строятся итеративно. Каждое последующее дерево улучшает результат предыдущего дерева, что приводит к лучшим результатам. CatBoost улучшает исходный метод повышения градиента для более быстрой реализации.

CatBoost преодолевает ограничение других методов на основе дерева решений, в которых, как правило, данные должны быть предварительно обработаны для преобразования категориальных строковых переменных в числовые значения, горячего кодирования и т. д. Этот метод может напрямую использовать комбинацию категориальных и некатегоричных независимых переменных без предварительной обработки. Он выполняет предварительную обработку как часть алгоритма. CatBoost использует метод, называемый упорядоченным кодированием, для кодирования категориальных функций. Упорядоченное кодирование учитывает целевую статистику из всех строк до точки данных, чтобы вычислить значение для замены категориального признака» [18].

Еще одной уникальной особенностью CatBoost является то, что он использует симметричные деревья. Это означает, что на каждом уровне глубины все узлы принятия решений используют одно и то же условие разделения.

Преимущества CatBoost для решения задач прогнозирования:

- надежная обработка категориальной переменной: автоматическая обработка CatBoost делает предварительную обработку удобной и эффективной. Это устраняет необходимость в ручных методах кодирования и снижает вероятность потери информации, связанной с традиционными процедурами;

- отличная производительность прогнозирования: прогнозы, сделанные с использованием системы повышения градиента CatBoost и упорядоченного повышения, часто оказываются точными. Он может создавать надежные модели, которые превосходят многие другие алгоритмы и эффективно улавливают сложные взаимосвязи в данных.

CatBoost также может быть быстрее, чем другие методы, такие как XGBoost. Он сохраняет некоторые функции, такие как перекрестная проверка, регуляризация и поддержка пропущенных значений, из предыдущих алгоритмов. Этот метод хорошо работает как с небольшими, так и с большими данными.

### 4.3 Разработка имитационной модели системы управления процессом обучения ДПО

В качестве имитационной модели СУПО ДПО использован ее прототип.

Для разработки прототипа СУПО ДПО использованы язык Python, среда Jupyter Notebook и библиотека scikit-learn [24], [25].

На рисунках ниже представлены коды прототипа СУПО ДПО и результаты их выполнения.

На рисунке 18 представлен код загрузки модулей библиотеки scikit-learn.

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 from sklearn.model_selection import cross_validate
4 from sklearn.model_selection import train_test_split
5 from sklearn.metrics import accuracy_score
6 from sklearn.metrics import mean_squared_log_error
7 from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder
8 from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
```

Рисунок 18 – Код загрузки модулей библиотеки scikit-learn

На рисунке 19 представлен код и результат загрузки обучающего датасета.

```

1 dataset=pd.read_csv('Private_data.csv')
2 dataset.head()

```

Unnamed: 0	NAME OF THE STUDENT	UNIVERSITY	PROGRAM NAME	Specialisation	SEMESTER	Domain	GENERAL MANAGEMENT SCORE (OUT of 50)	Domain Specific SCORE (OUT 50)	TOTAL SCORE (OUT of 100)	RANK	PERCENTILE
0	Camila Wood	Stanford University, USA	B.Com	Honours	5th	Finance	50	50	100	1	1.000000
1	Alexander Thompson	Stanford University, USA	B.Com	Financial Services	5th	Finance	50	50	100	2	0.993377
2	Liam Taylor	Harvard University, USA	B.Com	Accounting Analytics	5th	BA	50	50	100	3	0.986755
3	Evelyn Jenkins	Stanford University, USA	B.Com	Honours	5th	Finance	49	50	99	4	0.980132
4	Michael Jackson	Harvard University, USA	MBA	International Business	3rd	IB	50	49	99	5	0.973510

Рисунок 19 – Код и результат загрузки обучающего датасета

В качестве источника данных использован датасет, скаченный с сайта Kaggle.com [19].

Этот набор данных содержит результаты экзаменов студентов, принимавших участие в экзаменах в вымышленном учебном заведении.

Набор данных был собран для оценки успеваемости обучающихся по различным образовательным программам.

Произведена подготовка данных и формирование датафрейма (рисунок 20).

```

1 #выбор нужных признаков
2 s=dataset[['Specialisation','GENERAL MANAGEMENT SCORE (OUT of 50)','TOTAL SCORE (OUT of 100)','RANK']]
3 s=s.rename(columns={'Specialisation':'ОП','GENERAL MANAGEMENT SCORE (OUT of 50)':'Качество управления',
4 'TOTAL SCORE (OUT of 100)':'Общая оценка','RANK':'Рейтинг'})
5 s.head()

```

	ОП	Качество управления	Общая оценка	Рейтинг
0	Honours	50	100	1
1	Financial Services	50	100	2
2	Accounting Analytics	50	100	3
3	Honours	49	99	4
4	International Business	50	99	5

Рисунок 20 – Код подготовка данных

Определены базовые показатели датафрейма (рисунок 21).

```
1 s.describe()
```

	Качество управления	Общая оценка	Рейтинг
<b>count</b>	151.000000	151.000000	151.000000
<b>mean</b>	37.993377	71.629139	76.000000
<b>std</b>	10.734056	21.200823	43.734045
<b>min</b>	4.000000	5.000000	1.000000
<b>25%</b>	32.500000	62.000000	38.500000
<b>50%</b>	40.000000	74.000000	76.000000
<b>75%</b>	47.000000	89.000000	113.500000
<b>max</b>	50.000000	100.000000	151.000000

Рисунок 21 – Вывод базовых показателей датафрейма

Если датафрейм содержит числовые данные, описание содержит следующую информацию для каждого столбца:

**count** — количество непустых значений;

**среднее** - Среднее (среднее) значение;

**std** — стандартное отклонение;

**min** - минимальное значение;

**25%** - 25% перцентиль;

**50%** - 50% перцентиль;

**75%** — перцентиль 75%;

**max** - максимальное значение.

Выполнено преобразование категориальных признаков в целочисленные данные (рисунок 22).

```

1 le = LabelEncoder()
2 ob=s.select_dtypes(include=['object'])
3 for colsn in ob:
4     s[colsn] = le.fit_transform(s[colsn].astype(str))
5 s = s.fillna(1)
6 #s.loc[s["ПО"] ==0, 'ПО'] = 1
7 s.head()

```

	ОП	Качество управления	Общая оценка	Рейтинг
0	10	50	100	1
1	8	50	100	2
2	1	50	100	3
3	10	49	99	4
4	13	50	99	5

Рисунок 22 – Преобразование категориальных признаков в целочисленные данные

Построена тепловая карта датафрейма (рисунок 23).

```

1 #Тепловая карта
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import seaborn as sns
4 plt.figure(figsize=(10,5))
5 c= s.corr()
6 sns.heatmap(c, cmap="YlGnBu", annot=True)
7 plt.title('Тепловая карта признаков набора данных')
8 c

```

	ОП	Качество управления	Общая оценка	Рейтинг
ОП	1.000000	0.059184	0.018446	-0.035098
Качество управления	0.059184	1.000000	0.931304	-0.874567
Общая оценка	0.018446	0.931304	1.000000	-0.955834
Рейтинг	-0.035098	-0.874567	-0.955834	1.000000

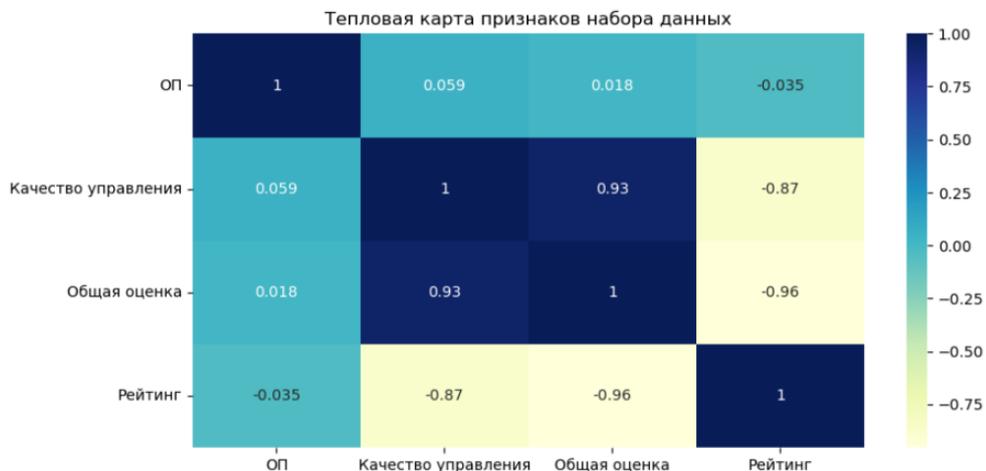


Рисунок 23 – Тепловая карта датафрейма

«Тепловые карты визуализируют данные посредством вариаций цвета. При применении к табличному формату тепловые карты полезны для перекрестного анализа многомерных данных путем размещения переменных в строках и столбцах и раскрашивания ячеек в таблице.

Тепловые карты хороши для отображения различий между несколькими переменными, выявления любых закономерностей, отображения того, похожи ли какие-либо переменные друг на друга, а также для обнаружения наличия каких-либо корреляций» [17].

Обычно все строки тепловой карты относятся к одной категории (метки отображаются слева или справа), а все столбцы относятся к другой категории (метки отображаются вверху или внизу). Отдельные строки и столбцы разделены на подкатегории, которые совпадают друг с другом в матрице.

Ячейки представляют собой пересечения строк и столбцов, которые могут содержать категориальные данные или числовые данные.

Подготовлены обучающая и тестовые выборки (рисунок 24).

```
1 #разделение данных X и y - выделение целевого признака
2 X = s.drop('Рейтинг',axis=1)
3 Y = s['Рейтинг']

1 # разделение данных- обучение/тест
2 seed = 7
3 test_size = 0.33
4 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=test_size, random_state=seed)
5 X_train
```

Рисунок 24 – Код разделения данных обучающей и тестовой выборки

Создаем модель классификатора CatBoost (рисунок 25).

```

1 import catboost as ctb
2 from sklearn import metrics
3 from sklearn.model_selection import train_test_split
4 import seaborn as sns

```

```

1 #оценка модели
2 model_CBC = ctb.CatBoostClassifier()
3 model_CBC.fit(X_train, y_train)
4 print(model_CBC)

```

Рисунок 25 – Модель классификатора CatBoost

Спрогнозируем результат и выведем отчет о классификации (рисунок 26).

```

1 #спрогнозируем результат, передав X_test, сохраняем реальную цель в ожидаемом y
2 expected_y = y_test
3 predicted_y = model_CBC.predict(X_test)
4 print(metrics.classification_report(expected_y, predicted_y))
5 print(metrics.confusion_matrix(expected_y, predicted_y))
6
7 #выводим отчет о классификации и матрицу путаницы для классификатора
8 print(metrics.classification_report(expected_y, predicted_y))
9 print(metrics.confusion_matrix(expected_y, predicted_y))

```

```

1 features_xg = [10, 49, 90]
2 y_pred = model_CBC.predict([features_xg])
3 print('Predicted Class: %d' % y_pred[0])

```

Predicted Class: 26

Рисунок 26 – Прогнозирование результата

Создаем модель регрессора CatBoost и визуализируем оценку (рисунки 27, 28).

```

1 import matplotlib.pyplot as plt
2 expected_y = y_test
3 predicted_y = model_CBR.predict(X_test)
4 print(metrics.r2_score(expected_y, predicted_y))
5
6 #визуализируем оценку
7 plt.figure(figsize=(7,7))
8 sns.regplot(x=expected_y, y=predicted_y, fit_reg=True,marker="*", color=".3", line_kws=dict(color="g"))

```

0.9939254111437369

Рисунок 27 – Модель регрессора CatBoost

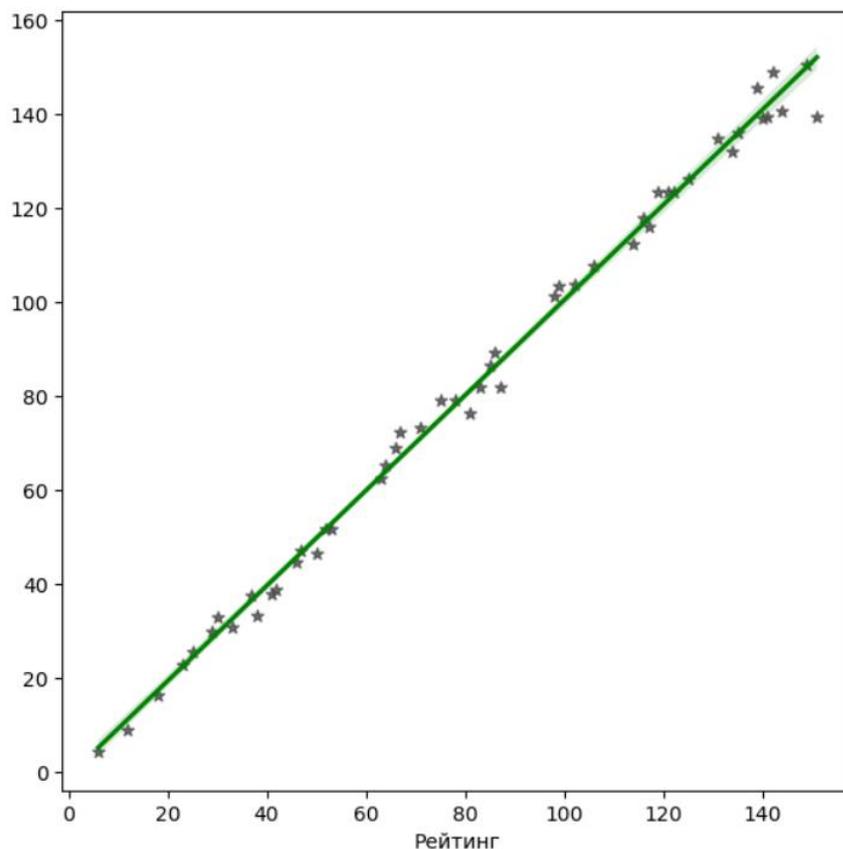


Рисунок 28 – График линейной регрессии

Таким образом, апробация подтвердила возможность использования прототипа СУПО ДПО в качестве имитационной модели данной системы.

## 4.4 Оценка адекватности имитационной модели

Оценка адекватности имитационной модели является заключительным этапом ее разработки и имеет целью проверить соответствие модели целям исследования, а также оценить достоверность и статистические характеристики результатов, полученных в ходе модельных экспериментов.

Оценка и отчетность об адекватности модели являются важным шагом в процессе имитационного моделирования. Это обуславливает уровень точности и достоверности, которые являются важными характеристиками прогнозов модели.

В академической исследовательской деятельности важным шагом для разработки модели является процесс идентификации или признания того, что модель неверна. Оценка адекватности разработанных моделей невозможна с помощью единого статистического теста [26].

Для оценки адекватности имитационной модели реальной СУПО ДПО, а также анализа результатов имитационных моделей систем с дискретными событиями используем методы интеллектуального анализа процесса обучения.

С этой целью построена модель линейной регрессии и выполнена ее проверка на тестовых данных (рисунки 29, 30).

```
1 import pandas as pd
2 from sklearn import linear_model
3 from sklearn.linear_model import LinearRegression
4 from sklearn.metrics import r2_score
5 lm =LinearRegression()
6 lm.fit(X_train, y_train)
7 LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True,n_jobs=None)
8 print('R-квадрат равно обуч. :{0:0.4f}\n'.format(lm.score(X_train,y_train)))
```

R-квадрат равно обуч. :0.9295

Рисунок 29 – Создание модели линейной регрессии

```

1  ### проверка производительности на тестовых данных
2  predicted = lm.predict(X_test)
3  import numpy as np
4  mae = np.mean(abs(predicted-y_test))
5  rmse = np.sqrt(np.mean((predicted-y_test)**2))
6  rae = np.mean(abs(predicted-y_test))/np.mean(abs(y_test-np.mean(y_test)))
7  rse = np.mean((predicted-y_test)**2)/np.mean((y_test-np.mean(y_test))**2)

```

```

1  print('1.ЛИНЕЙНАЯ МОДЕЛЬ')
2  print("Значение R-квадрат равно: {0:0.4f}".format(lm.score(X_test, y_test)))
3  print("Средняя абсолютная ошибка: {0:0.6f}".format(mae))
4  print("Корневая средняя квадратичная ошибка: {0:0.6f}".format(rmse))
5  print("Относительная абсолютная ошибка: {0:0.6f}".format(rae))
6  print("Относительная квадратичная ошибка: {0:0.6f}".format(rse))

```

1.ЛИНЕЙНАЯ МОДЕЛЬ

Значение R-квадрат равно: 0.8354

Средняя абсолютная ошибка: 13.879438

Корневая средняя квадратичная ошибка: 17.602106

Относительная абсолютная ошибка: 0.359015

Относительная квадратичная ошибка: 0.164620

Рисунок 30 – Результаты проверки модели линейной регрессии на тестовых данных

Далее выполняем кросс-валидацию модели.

Кросс-валидация – это метод, предназначенный для оценки качества работы модели, широко применяемый в машинном обучении.

Он помогает сравнить между собой различные модели и выбрать наилучшую для конкретной задачи (рисунок 31).

```

1  # выполняем кроссвалидацию
2  params = {"iterations": 100, "depth": 2, "loss_function": "RMSE", "verbose": False}
3  cv_dataset = Pool(data=X_train, label=y_train)
4  scores = cv(cv_dataset, params, fold_count=2)

```

Training on fold [0/2]

bestTest = 12.47335421

bestIteration = 99

Training on fold [1/2]

bestTest = 13.84624517

bestIteration = 99

Рисунок 31 – Результаты кросс-валидации модели

Формируем метрики классификатора (рисунок 32).

```
1 exp_y = y_test
2 pred_y = cat.predict(X_test)
3 print(metrics.classification_report(exp_y, pred_y))
4 print(metrics.confusion_matrix(exp_y, pred_y))
```

	precision	recall	f1-score	support
1	0.00	0.00	0.00	0.0
4	0.00	0.00	0.00	1.0
9	0.00	0.00	0.00	1.0
11	0.00	0.00	0.00	1.0
13	0.00	0.00	0.00	0.0
14	0.00	0.00	0.00	0.0
15	0.00	0.00	0.00	1.0
16	0.00	0.00	0.00	0.0
18	0.00	0.00	0.00	1.0
27	0.00	0.00	0.00	1.0
28	0.00	0.00	0.00	1.0
29	0.00	0.00	0.00	0.0
30	0.00	0.00	0.00	0.0
32	0.00	0.00	0.00	1.0
34	0.00	0.00	0.00	0.0
39	0.00	0.00	0.00	0.0
46	0.00	0.00	0.00	1.0
48	0.00	0.00	0.00	0.0
49	0.00	0.00	0.00	0.0
53	0.00	0.00	0.00	1.0
54	0.00	0.00	0.00	1.0
56	0.00	0.00	0.00	1.0
57	0.00	0.00	0.00	0.0
60	0.00	0.00	0.00	0.0
63	0.00	0.00	0.00	1.0
64	0.00	0.00	0.00	1.0
65	0.00	0.00	0.00	0.0
67	0.00	0.00	0.00	0.0
68	0.00	0.00	0.00	1.0
71	0.00	0.00	0.00	1.0
72	0.00	0.00	0.00	1.0
76	0.00	0.00	0.00	0.0
78	0.00	0.00	0.00	0.0
81	0.00	0.00	0.00	1.0

Рисунок 32 – Метрики классификатора

81	0.00	0.00	0.00	1.0
84	0.00	0.00	0.00	0.0
87	0.00	0.00	0.00	0.0
98	0.00	0.00	0.00	0.0
101	0.00	0.00	0.00	1.0
104	0.00	0.00	0.00	0.0
105	0.00	0.00	0.00	0.0
108	0.00	0.00	0.00	1.0
111	0.00	0.00	0.00	1.0
112	0.00	0.00	0.00	1.0
114	0.00	0.00	0.00	1.0
116	0.00	0.00	0.00	0.0
117	0.00	0.00	0.00	0.0
119	0.00	0.00	0.00	1.0
121	0.00	0.00	0.00	1.0
124	0.00	0.00	0.00	1.0
125	0.00	0.00	0.00	1.0
126	0.00	0.00	0.00	0.0
127	0.00	0.00	0.00	1.0
129	0.00	0.00	0.00	0.0
130	0.00	0.00	0.00	0.0
135	0.00	0.00	0.00	1.0
136	0.00	0.00	0.00	0.0
141	0.00	0.00	0.00	1.0
142	0.00	0.00	0.00	0.0
147	0.00	0.00	0.00	0.0
149	0.00	0.00	0.00	1.0
accuracy			0.00	31.0
macro avg	0.00	0.00	0.00	31.0
weighted avg	0.00	0.00	0.00	31.0
[[0 0 0 ... 0 0 0]				
[1 0 0 ... 0 0 0]				
[0 0 0 ... 0 0 0]				
...				
[0 0 0 ... 0 0 0]				
[0 0 0 ... 0 0 0]				
[0 0 0 ... 1 0 0]]				

---

Продолжение рисунка 32

Таким образом, представленные результаты подтвердили адекватность имитационной модели реальной СУПО ДПО.

#### Выводы по главе 4

В результате проделанной работы были сделаны следующие выводы:

- для апробации предлагаемой математической моделей и проверки ее на адекватность используется метод имитационного моделирования;
- для оценки адекватности имитационной модели реальной СУПО ДПО, а также анализа результатов имитационных моделей систем с дискретными событиями используются методы интеллектуального анализа процесса обучения;
- компьютерные имитационные модели помогают пониманию и экспериментированию, поскольку модели одновременно визуальны и интерактивны;
- на основании результатов анализа характеристик алгоритмов классификации для прогнозирования выбран алгоритм CatBoost. Алгоритм CatBoost основан на градиентном спуске, который является мощным методом решения задач классификации и регрессии в машинном обучении;
- апробация подтвердила возможность использования прототипа СУПО ДПО в качестве имитационной модели данной системы.

Представленные результаты подтвердили адекватность имитационной модели реальной СУПО ДПО.

## Заключение

Математическое моделирование процессов управления образовательной организацией представляет собой важную область исследований, которая объединяет принципы математики, статистики и информационных технологий для анализа и оптимизации процессов управления в образовательных учреждениях.

Дополнительное профессиональное образование играет ключевую роль в современном обществе, поскольку оно направлено на удовлетворение образовательных и профессиональных потребностей, профессиональное развитие человека, обеспечение соответствия его квалификации меняющимся условиям профессиональной деятельности и социальной среды.

Магистерская диссертация посвящена актуальной проблеме исследования и разработки математической модели, обеспечивающей эффективность управления образовательной организацией ДПО.

В процессе выполнения магистерской диссертации были решены следующие задачи:

- проведен анализ современного состояния исследований в области моделирования процессов управления образовательными организациями. Как показал анализ, дополнительное профессиональное образование играет ключевую роль в современном обществе, поскольку оно направлено на удовлетворение образовательных и профессиональных потребностей, профессиональное развитие человека, обеспечение соответствия его квалификации меняющимся условиям профессиональной деятельности и социальной среды. Использование математического моделирования в управлении образованием заключается в том, что большинство используемых моделей образовательный менеджмент заимствовал из других

дисциплин и не отражают точно поведение лиц, принимающих решения в образовательной деятельности. Известные математические модели фокусируются на необходимых затратах, рабочей силе и капитале для реализации эффективных факторов способности к обучению. Для измерения факторов в организации вводятся некоторые показатели. Вместе с тем, необходимо констатировать недостаточность исследований в области математического моделирования процессов управления образовательной организацией ДПО, что подтверждает актуальность темы исследования;

- проанализированы методологические подходы к моделированию процесса обучения. Как показал анализ, математическое моделирование процессов обучения фокусируется на необходимых затратах, рабочей силе и капитале для реализации десяти эффективных факторов способности к обучению в различных частях организации, чтобы они были эффективны в способности к обучению с наименьшими затратами для организации. При разнообразии преимуществ все представленные методологии управления эффективностью деятельности организации имеют общие недостатки, присущие методологиям управления эффективностью организационных систем. Главным преимуществом методологии ВРМ является то, что это понятие рассматривается в управлении также, как информационная система, т.е. комплекс программных средств, поддерживающих идеологию управления эффективностью и обеспечивающих ее практическую реализацию;
- разработаны математические модели управления эффективностью процесса обучения. Для разработки математической модели управления эффективностью ДПО использована прямая задача управления ДПО, заключающаяся в максимальном обеспечении

спроса на выпускников. Основным ресурсом, который будет использоваться для управления эффективностью процесса обучения ДПО является образовательная программа. Наиболее эффективным механизмом для решения задачи оптимизации является планирование процесса обучения ДПО. Для оценки качества образовательной программы ДПО и принятия решения об ее включении в процесс обучения используем механизмы активной экспертизы. Для принятия правильного решения о включении конкретной образовательной программы в процесс обучения ДПО необходимо использовать неманипулируемый механизм ее экспертной оценки, основанный на технологиях машинного обучения. Прогнозирование спроса на конкретную образовательную программу производится с помощью инструмента машинного обучения;

- выполнены апробация и оценка адекватности модели. для апробации предлагаемой математической моделей и проверки ее на адекватность используется метод имитационного моделирования. Для оценки адекватности имитационной модели реальной СУПО ДПО, а также анализа результатов имитационных моделей систем с дискретными событиями используются методы интеллектуального анализа процесса обучения. Апробация подтвердила возможность использования прототипа СУПО ДПО в качестве имитационной модели данной системы. Представленные результаты подтвердили адекватность имитационной модели реальной СУПО ДПО.

Гипотеза исследования подтверждена.

## Список используемой литературы и используемых источников

1. Авилкина С.В. Оценка эффективности затрат на дополнительное профессиональное образование персонала компании // Креативная экономика. 2016. Т. 10. № 12. С. 1399–1416.

2. Алгоритмы Машинного обучения [Электронный ресурс]. URL: <https://azure.microsoft.com/ru-ru/resources/cloud-computing-dictionary/what-are-machine-learning-algorithms> (дата обращения: 20.03.2024).

3. Мкртычев С. В., Шипилова А. М., Климов В. С. Неманипулируемый механизм принятия решений о сроках контрактов с профессорско-преподавательским составом вуза // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика 2023. № 2. С. 108–115.

4. Новиков Д.А. Механизмы стимулирования в организационных системах / Д.А. Новиков. М.: ИПУ РАН (научное издание), 2003. 147 с.

5. Новиков Д.А. Теория управления организационными системами. М.: МПСИ, 2005. 584 с.

6. Новиков Д.А., Глотова Н.П. Модели и механизмы управления образовательными сетями и комплексами, М.: Институт управления образованием РАО, 2004. 142 с.

7. Приказ Минобрнауки N1156 от 3 сентября 2020 года «Об утверждении показателей, характеризующих общие критерии оценки качества условий осуществления образовательной деятельности организациями, осуществляющими образовательную деятельность по дополнительным профессиональным программам» [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.cntd.ru/document/565911096?marker=6540IN> (дата обращения: 20.03.2024).

8. Федотов А. В., Коваленко А. А., Клячко Т. Л., Полушкина Е. А. Дополнительное профессиональное образование в России: потребности и эффективность. М.: Дело, 2021. 51 с. [Электронный ресурс]. URL:

<https://www.iprbookshop.ru/119141.html> (дата обращения: 20.02.2024).

9. Что такое образовательная программа [Электронный ресурс]. URL: <https://skillbox.ru/media/education/chto-takoe-obrazovatel'naya-programma/> (дата обращения: 20.03.2024).

10. Юрасова М. В. Разработка критериев эффективности программ дополнительного профессионального образования в вузах России // Вестник Московского университета. Серия 20. Педагогическое образование. 2015. №2 [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-kriteriev-effektivnosti-programm-dopolnitelnogo-professionalnogo-obrazovaniya-v-vuzah-rossii> (дата обращения: 24.03.2024).

11. Alikhani M., Fazlollahtabar H. A Mathematical Model for Optimizing Organizational Learning Capability, Hindawi Publishing Corporation Advances in Operations Research, Volume 2014, Article ID 490210, 12 pp.

12. Bakwai B., Yisa H. M. (2014). Mathematical modelling: a scientific tool in educational management. Al-hikma Journal of Education, 1(2), 38-46.

13. Corporate Performance Management (CPM) [Электронный ресурс]. URL: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/> (дата обращения: 20.03.2024).

14. Eftekhar N., Strong D. R. Dynamic Modeling of a Learning Process [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ijee.ie/articles/999995/article.htm> (дата обращения: 20.02.2024).

15. Forrester G. Performance management in education: milestone or millstone? Management in Education, 25(1), 5–9<sup>a</sup>, 2011 British Educational Leadership.

16. Havlond A. Mathematical Models in Education and Training. Band Corp., Santa Monica, Calif. Department of the Air Force, Washington, D.C., 1970. 37 p.

17. Heatmap (Matrix) [Электронный ресурс]. URL: <https://datavizcatalogue.com/methods/heatmap.html> (дата обращения: 20.03.2024).

18. How CatBoost algorithm works [Электронный ресурс]. URL: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/geoai/how-catboost-works.htm> (дата обращения: 20.03.2024).

19. Kaggle: Datasets [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/atharvbharaskar/students-test-data> (дата обращения: 20.03.2024).

20. Lalwani P. What Is Performance Management? Definition, Process, Cycle, and Best Practices for Planning [Электронный ресурс]. URL: <https://www.spiceworks.com/hr/performance-management/articles/what-is-performance-management/> (дата обращения: 20.03.2024).

21. Menner William A. Introduction to Modeling and Simulation [Электронный ресурс]. URL: <https://secwww.jhuapl.edu/techdigest/Content/techdigest/pdf/V16-N01/16-01-Menner.pdf> (дата обращения: 24.03.2024).

22. Orlov A. I. Mathematical model of optimal management of the learning process // Научный журнал КубГАУ. 2023. №185 [Электронный ресурс]. URL: <http://ej.kubagro.ru/2023/01/pdf/06.pdf> (дата обращения: 20.02.2024).

23. Process Management In Education: Understand Its Importance [Электронный ресурс]. URL: <https://www.sydle.com/blog/process-management-in-education-626c2a0361423f655c608217> (дата обращения: 20.02.2024).

24. Project Jupyter [Электронный ресурс]. URL: <https://jupyter.org/> (дата обращения: 20.03.2024).

25. Scikit-learn [Электронный ресурс]. URL: <https://blog.skillfactory.ru/glossary/scikit-learn/> (дата обращения: 20.03.2024).

26. Sony M., Marriapan V. A Methodological Approach to Assessment and Reporting of the Model Adequacy in Simulation Studies, International Journal of Operations Research and Information Systems (IJORIS), 2021, 12(4), Pages: 17.

27. Suvonov O., Jurakulov T. Mathematical Modeling of Learning Processes Based on the Theory of Control, Central Asian journal of athemathical theory and computer sciences, Volume: 03 Issue: 04, 2022.

28. The component diagram [Электронный ресурс]. URL: <https://developer.ibm.com/articles/the-component-diagram/> (дата обращения: 20.03.2024).

29. The Potential of BPM in Educational Management [Электронный ресурс]. URL: <https://flokzu.com/education/revolutionizing-distance-learning-unleashing-the-potential-of-bpm-in-educational-management/> (дата обращения: 20.03.2024).

30. UML Activity Diagram Tutorial [Электронный ресурс]. URL: <https://www.lucidchart.com/pages/uml-activity-diagram> (дата обращения: 24.03.2024).

31. What is an Effective Performance Management System? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.clearreview.com/resources/guides/what-is-effective-performance-management/> (дата обращения: 20.03.2024).

32. What Is CPM, and Why Does It Matter for Higher Education? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.onestream.com/blog/what-is-cpm-and-why-does-it-matter-for-higher-education/> (дата обращения: 20.03.2024).

33. What is Enterprise Performance Management (EPM)? [Электронный ресурс]. URL: <https://planful.com/blog/what-is-enterprise-performance-management-epm/> (дата обращения: 20.03.2024).

34. What is Mathematical Modelling [Электронный ресурс]. URL: <https://www.mathscareers.org.uk/what-is-mathematical-modelling/> (дата обращения: 20.02.2024).