



НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Высшая школа бизнеса
Департамент операционного менеджмента и логистики

ПЛАНИРОВАНИЕ ПОТРЕБНОСТИ В ТРАНСПОРТНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЕ ПРОМЫШЛЕННОГО ЛОГИСТИЧЕСКОГО ОПЕРАТОРА (НА ПРИМЕРЕ АО «РТ-ЛОГИСТИКА»)

Москва, 2021

ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ

Цель: разработка предложений по реализации системы планирования потребности в транспортной инфраструктуры для российского промышленного логистического оператора АО «РТ-Логистика».

Задачи:

1. Анализ хозяйственной и логистической деятельности компании;
2. Анализ бизнес-процессов компании;
3. Анализ теоретических подходов к планированию логистической деятельности;
4. Разработка системы планирования потребности в транспортной инфраструктуре для компании;
5. Обоснование экономического эффекта от её внедрения в компанию.

Объект исследования:

Промышленный логистический оператор
АО «РТ-Логистика»

Предмет исследования:

Логистические бизнес-процессы
компании

ИНФОРМАЦИЯ О КОМПАНИИ



Промышленный
логистический оператор

Статус компании-агента
IATA

Год основания: 2009

Собственный
таможенный брокер ООО
«РТЛ-Таможенный
оператор»

Спектр предлагаемых
логистических услуг:
транспортные,
складские, логистика
выставок, таможенные,
страхование.

170 специалистов в
головном офисе и 800
специалистов во всех
филиалах

Принадлежность
госкорпорации «Ростех»

5 филиалов в крупных
городах России

2007 год - Президент России Владимир Путин подписал федеральный закон о создании государственной корпорации «Ростехнологии»;

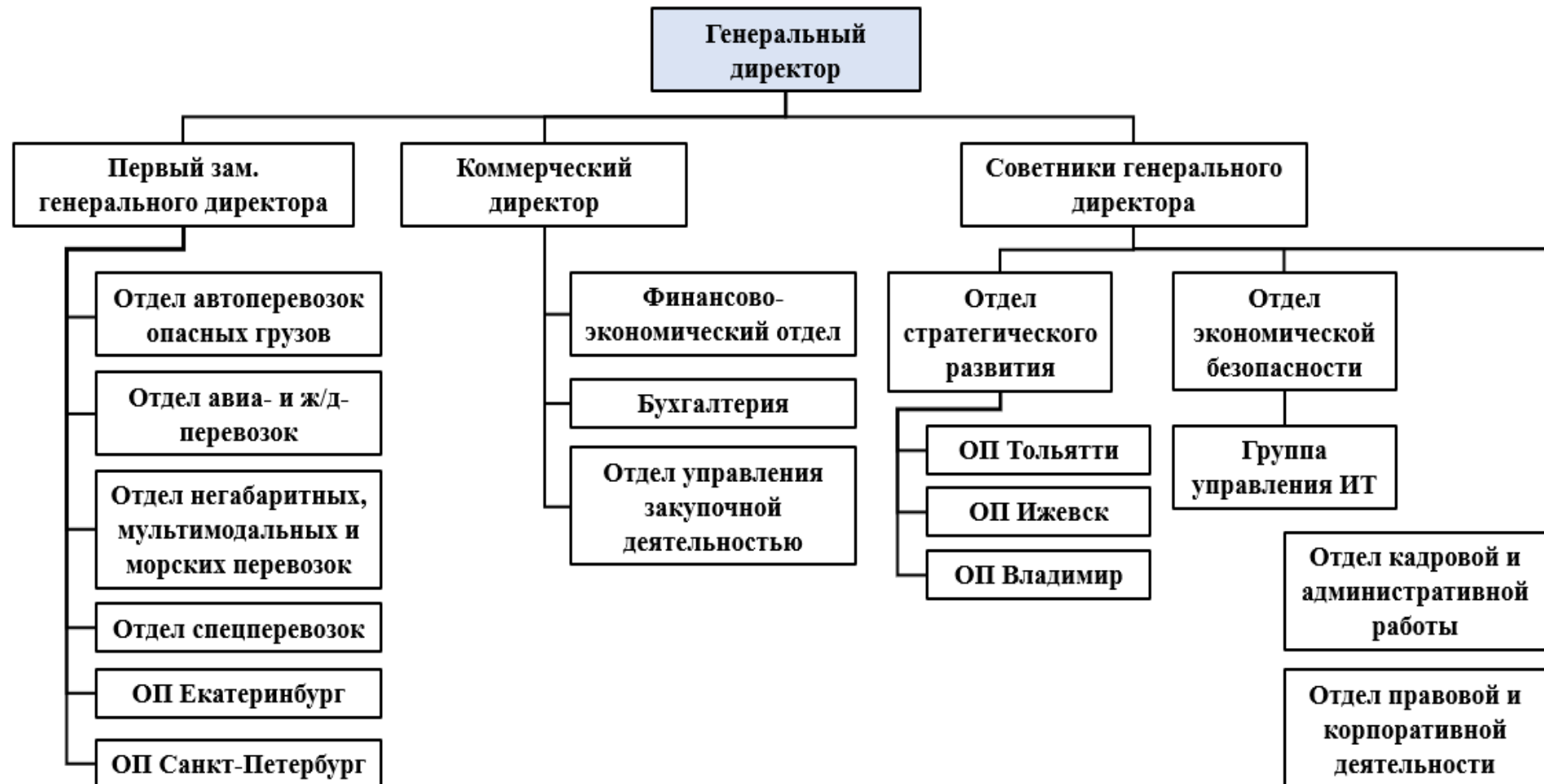
2009 год - Создание АО «РТ-Логистика» для оказания высококачественных логистических услуг внутри производственного контура;

2014 год - АО «РТ-Логистика» получила статус компании-агента IATA и возможность работать со многими авиакомпаниями по перевозке грузов

ГЕОГРАФИЧЕСКОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ



ОРГАНИЗАЦИОННАЯ СТРУКТУРА УПРАВЛЕНИЯ

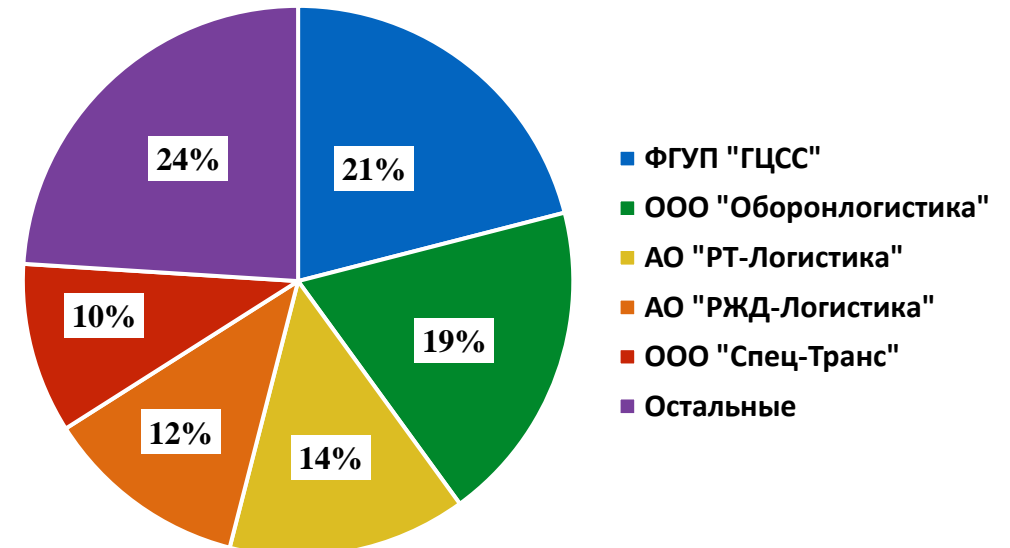


ПОЛОЖЕНИЕ КОМПАНИИ В СЕГМЕНТАХ РОССИЙСКОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

Основные логистические операторы в автопромышленной сфере в России

Логистический оператор в автопромышленности	Клиенты
РТ-Логистика	АвтоBA3, Nissan, Renault
BLG Logistics	VW, BMW Group, Glovis, Porsche
Rolf SCS	Mercedes-Benz, Mitsubishi, Ford, Hyundai, Geely, Ssang Yong
Gefco Russia	PSA, GM, VW, Fiat, Volvo, Audi
Autologistics	Infiniti, Jaguar Land Rover, BMW, Audi, VW, Ford
Rail Trans Auto	АвтоBA3, Toyota, Mazda, VW, Glovis
Major Trans Auto	Mercedes-Benz, VW, Mazda, Nissan, Renault, Ssang Yong, Ford, Glovis

Доля рынка логистических операторов в сегменте перевозок опасных грузов



SWOT-АНАЛИЗ КОНКУРЕНТНОГО ПОЛОЖЕНИЯ КОМПАНИИ

Сильные стороны (S)	Слабые стороны (W)
<ul style="list-style-type: none"> - Высокие доли рынков в рынках логистических услуг в автомобильной промышленности и в организации перевозок опасных грузов; - Большая доля постоянных и крупных клиентов, входящих в контур «Ростех»; - Наличие собственного таможенного оператора, позволяющего сократить временные и финансовые издержки в международных перевозках; - Наличие статуса компании-агента IATA и возможность работать со многими авиакомпаниями по перевозке грузов; 	<ul style="list-style-type: none"> - Нехватка специализированных водителей автотранспортных средств в оказании услуг перевозки опасных и крупногабаритных грузов, а также квалифицированных специалистов в сфере УЦП; - Высокая степень негативного влияния западных экономических санкций на компанию, а также на благосостояние и платёжеспособность крупных клиентов; - Высокая степень зависимости деятельности логистического оператора от требований государственных ведомств и юридических положений, введённых ими; - Малый географический охват деятельности логистического оператора, который распространяется только на высококонкурентную европейскую часть РФ;
Возможности (O)	Угрозы (T)
<ul style="list-style-type: none"> - Распространение своей деятельности в менее конкурентные восточные экономические регионы РФ, в которых присутствует большое число промышленных предприятий, путём открытия в них новых ОП; - Горизонтальная интеграция с локальными логистическими операторами с целью увеличения географического охвата деятельности; - Внедрение стратегий совместного развития с другими конкурентами в смежных сегментах рынка и клиентами в них; 	<ul style="list-style-type: none"> - Большой экономический спад в экономике РФ в связи с последствиями пандемии COVID-19; - Присутствие на рынке логистических услуг стремительно развивающегося немецкого логистического оператора в автомобильной промышленности РФ «BLG Logistics»; - Наличие общих крупных клиентов с некоторыми конкурентами, такими как «Rail Trans Auto» и «Major Trans Auto» в области автомобильной промышленности; - Олигополийный характер рынка логистических услуг в сфере перевозки опасных и крупногабаритных грузов, не позволяющий свободно увеличивать долю своего присутствия в нём;

ФИНАНСОВО-ЭКОНОМИЧЕСКОЕ ПОЛОЖЕНИЕ

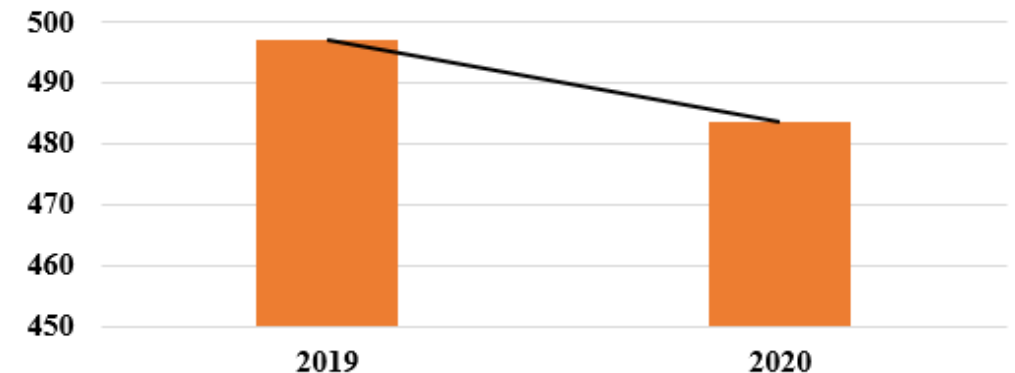
Отчёт о прибылях и убытках в динамике

Показатели	2017, тыс. руб.	2018, тыс. руб.	2019, тыс. руб.	2020, тыс. руб.
Выручка	1 728 398	2 086 482	2 586 808	2 356 000
Себестоимость реализованной продукции	1 577 186	1 940 693	2 473 063	2 257 404
Валовая прибыль (убыток)	151 212	145 789	113 745	98 596
Коммерческие расходы	0	0	0	0
Управленческие расходы	60 554	67 687	72 686	66 201
Прибыль (убыток) от продаж	90 658	78 102	41 059	32 395
Прочие доходы	18 863	15 059	58 680	66 444
Прочие расходы	28 752	61 982	63 968	58 260
Чистая прибыль	78 158	40 911	55 555	40 579

Динамика зависимости объёма оказанных услуг и выручки

Показатели	2019	2020
Объём услуг (заявки по всем видам услуг), шт.	5203	4871
Выручка, тыс. руб.	2 586 808	2 356 000
Зависимость выручки и объёма, тыс. руб./шт.	497,18	483,68
Абсолютное изменение, тыс. руб./шт.	-	- 13,50
Относительное изменение, %	-	- 2,71%

Динамика изменения зависимости выручки и объёма, тыс. руб./шт.



ЛОГИСТИЧЕСКАЯ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ



АНАЛИЗ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ

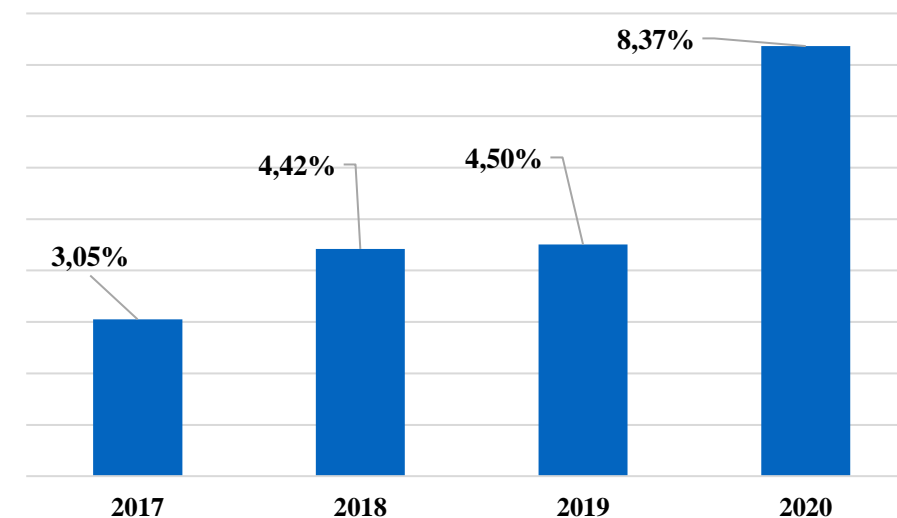
Диаграмма Исикавы



Распределение числа пропущенных заявок в период с 2017- 2020 года (ОП «Владимир»)

Год	Число пропущенных заявок, шт.
2017	84
2018	120
2019	163
2020	169

Динамика отношения пропущенных заявок к выполненным заявкам за 2017–2020 года (ОП «Владимир»)



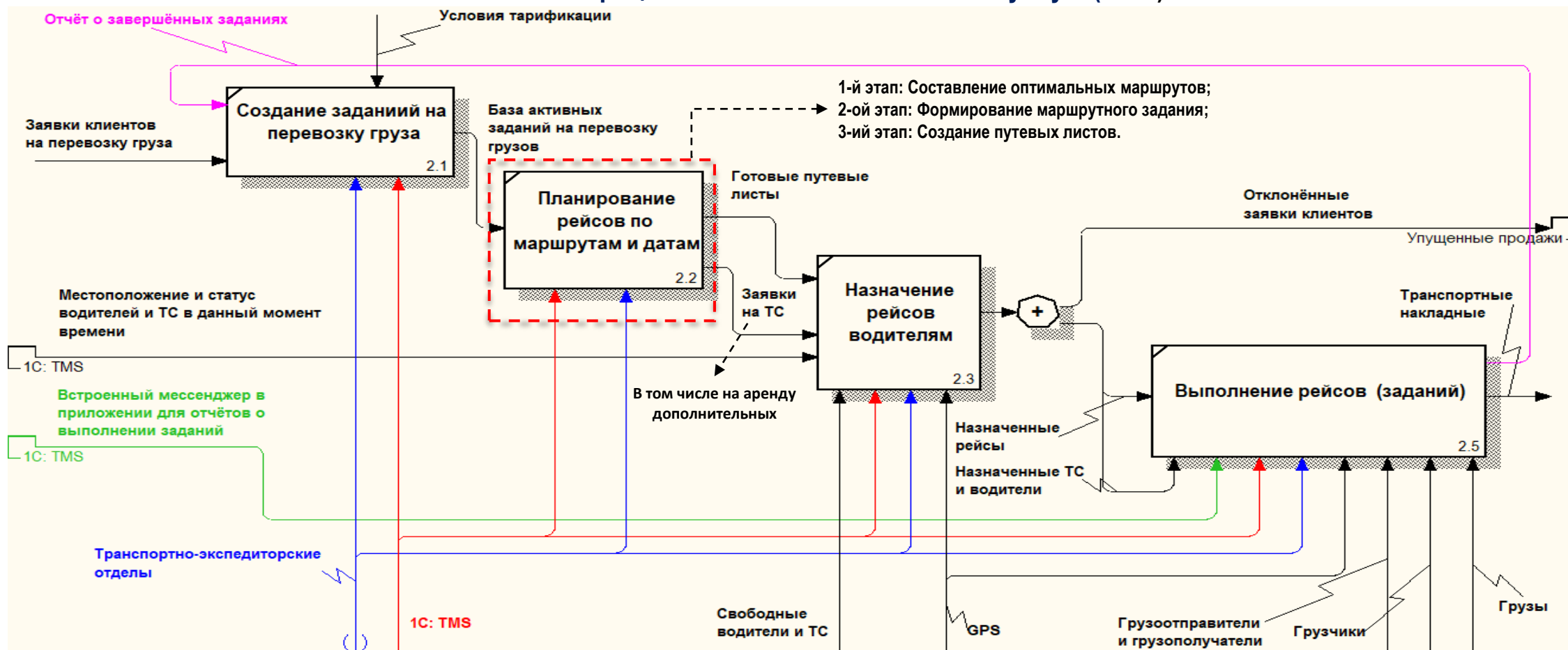
АНАЛИЗ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ

Бизнес-процессы первого уровня в АО "РТ-Логистика"(as-is)



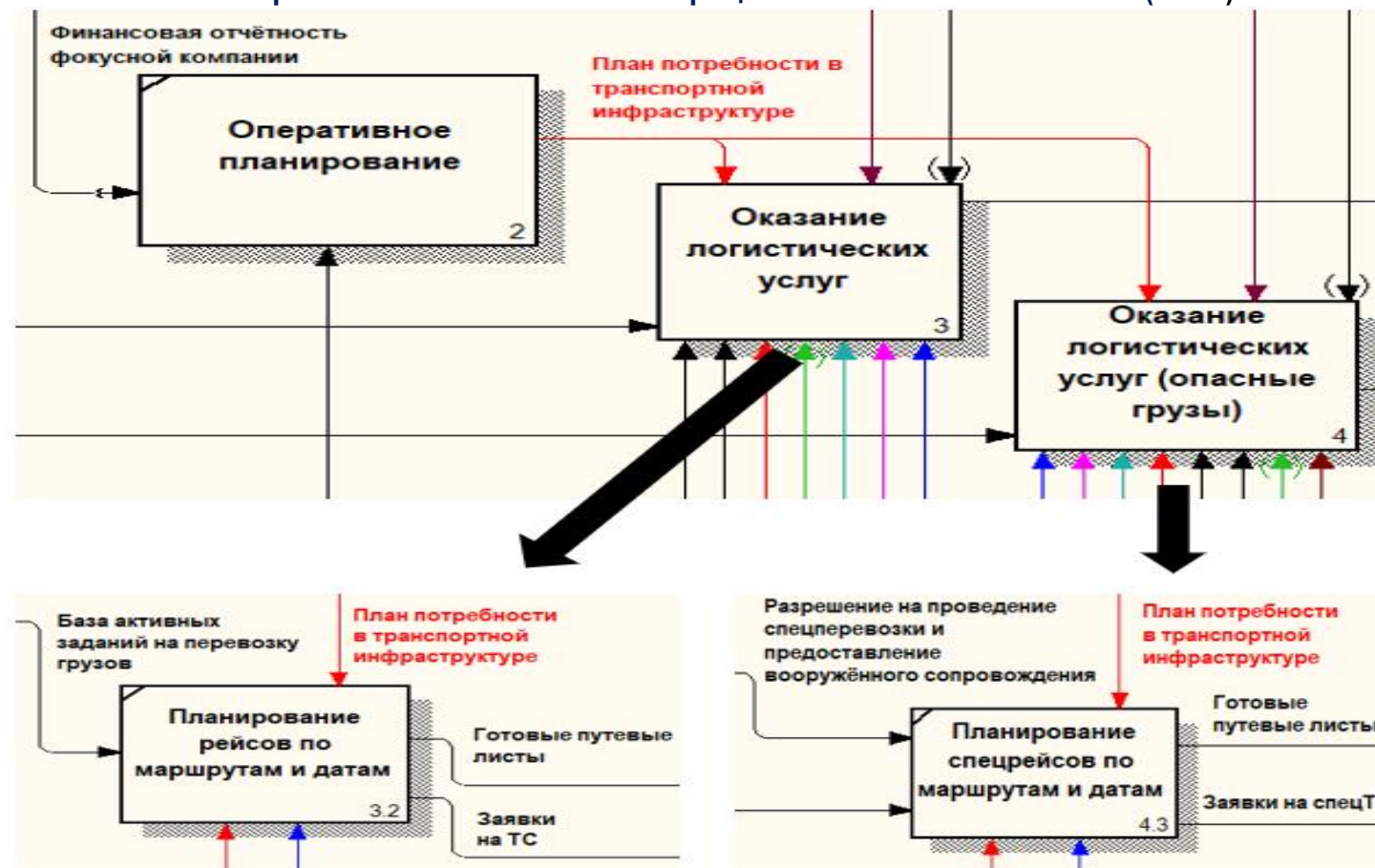
АНАЛИЗ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ

Бизнес-процесс "Оказание логистических услуг" (as-is)

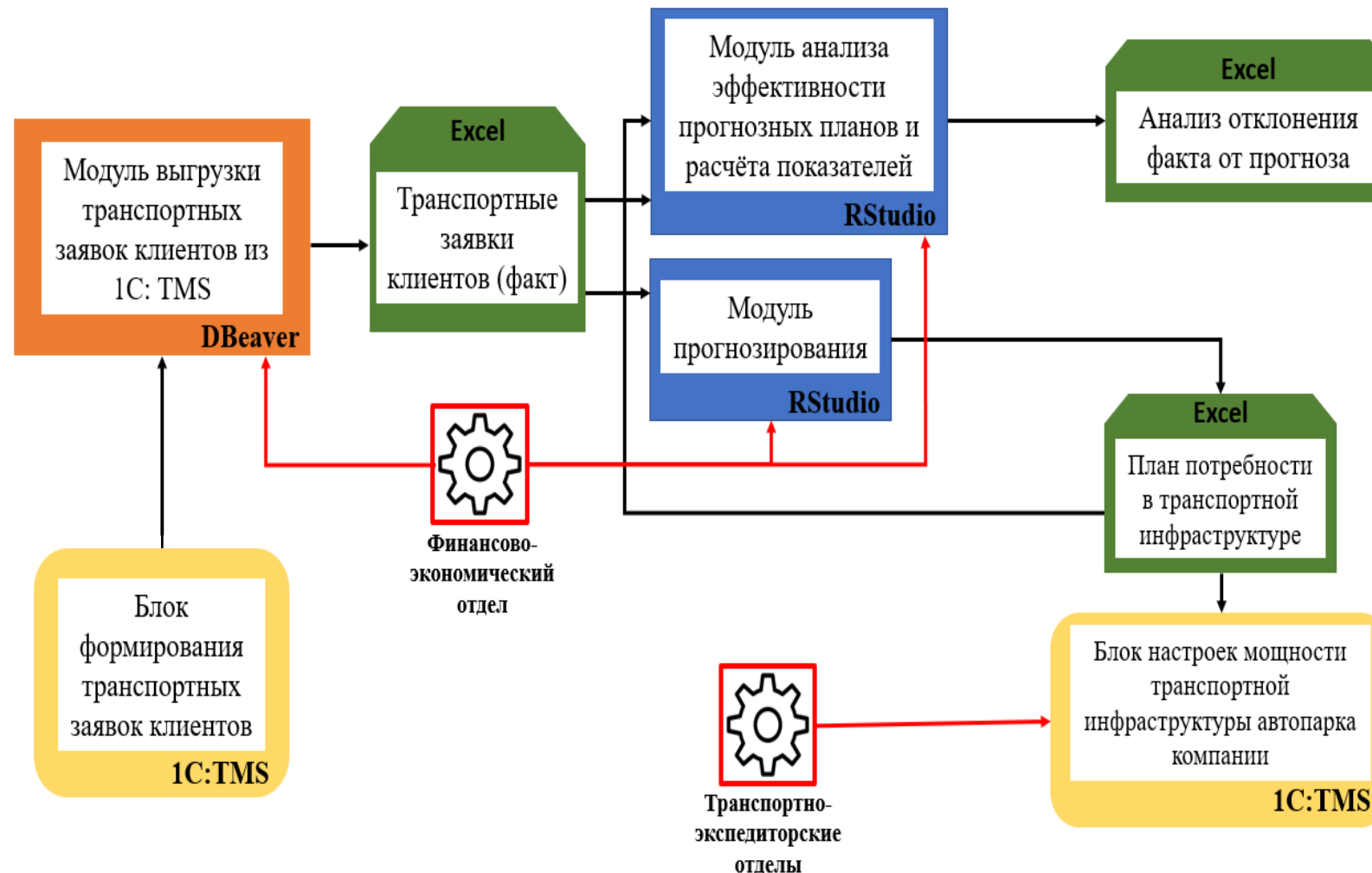


АНАЛИЗ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ

Фрагмент изменения бизнес-процессов в АО "РТ-Логистика" (to-be)



СИСТЕМА ПЛАНИРОВАНИЯ ПОТРЕБНОСТИ В ТРАНСПОРТНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЕ



ОБЗОР ОСНОВНЫХ ПОДХОДОВ К ПЛАНИРОВАНИЮ ЛОГИСТИЧЕСКОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Процесс планирования спроса можно разделить на три основных этапа [1]:

- 1) Прогнозирование спроса;**
- 2) Согласование прогноза спроса;**
- 3) Сопоставление спроса и прогноза.**

Практический опыт тайваньского аэропорта [2]:

Планирование потребности в транспортной инфраструктуре основывается на прогнозировании ежемесячных 90%-ных квантилей совокупного объёма спроса будущих периодов.

Практический опыт из гуманитарной логистики [3]:

Планирование потребности в транспортной инфраструктуре основывается на прогнозировании еженедельных максимальных величин совокупного спроса будущих периодов.

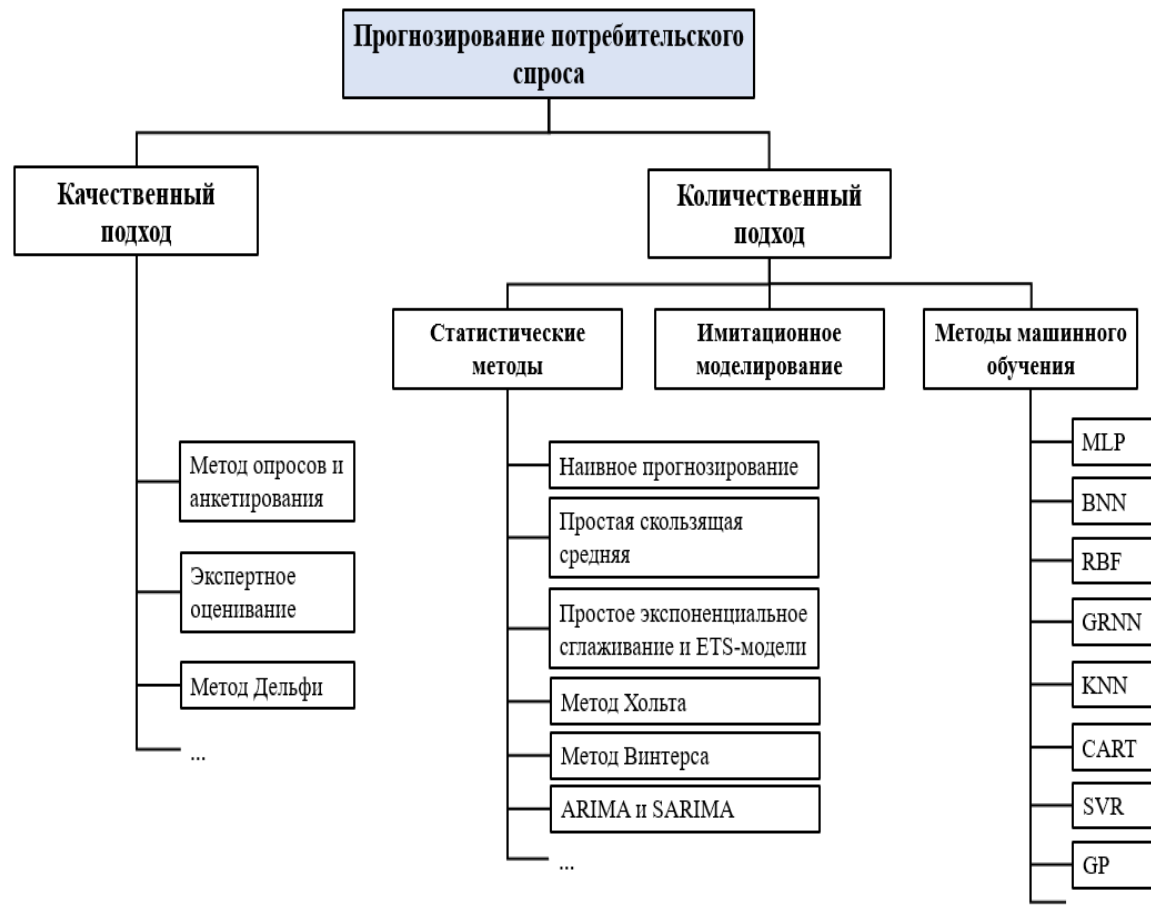
[1] Дыбская, В. В. Логистика в 2 ч. Часть 1 : учебник для бакалавриата и магистратуры / В. В. Дыбская, В. И. Сергеев ; под общей редакцией В. И. Сергеева. — Москва : Издательство Юрайт, 2019. — 317 с.;

[2] Shungyao Yun, Chung-Rey Wang (2000), The Planning of Aircraft Routes and Flight Frequencies in an Airline Network Operations, Journal of Advanced Transportation, Vol. 3.5, No. 1, p. 33-46;

[3] Alfonso J. Pedraza-Martinez, Luk N. Van Wassenhove (2012): Transportation and vehicle fleet management in humanitarian logistics: challenges for future research, EURO J Transp Logist: 185–196 p.;

ОБЗОР ОСНОВНЫХ ПОДХОДОВ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО СПРОСА

Классификация методов прогнозирования потребительского спроса



Особенности потребительского спроса в транспортных компаниях, учитываемые различными методами прогнозирования

Методы \ Особенности потребительского спроса в транспортных компаниях	Тренд	Сезонность	Отсутствие истории развития	Случайность и полная неопределённость в развитии
Качественные методы	Нет	Нет	Да	Да
Наивный прогноз	Нет	Нет	Нет	Да
Простая скользящая средняя	Нет	Нет	Нет	Да
Простое экспоненциальное сглаживание	Да	Нет	Нет	Нет
Метод Хольта	Да	Нет	Нет	Нет
Метод Хольта-Уинтерса	Да	Да	Нет	Нет
ARIMA	Да	Да	Нет	Нет
SARIMA	Да	Да	Нет	Нет
ETS-модели	Да	Да	Нет	Нет
Имитационное моделирование	Нет	Нет	Да	Да
Методы машинного обучения	Да	Да	Нет	Нет

ОБЗОР ПОДХОДОВ К КОМБИНАЦИИ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

1) Простая комбинация:

$$\check{F}_c = F_i * \omega_i$$

\check{F}_c – значение комбинированного прогноза;

F_i – значение индивидуального прогноза с порядковым номером i ;

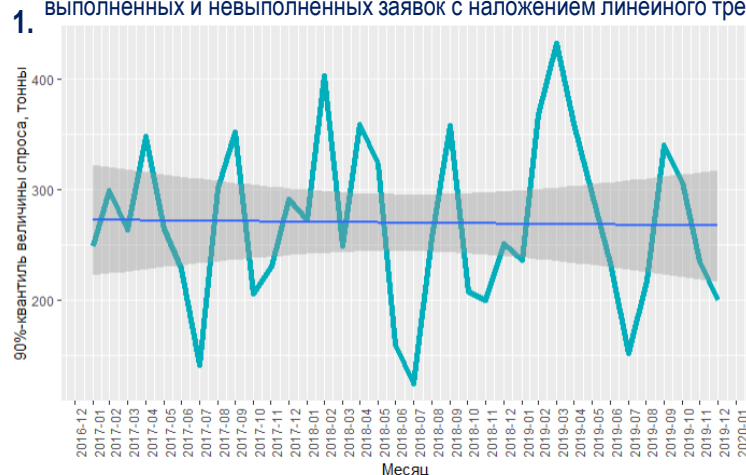
ω_i – весовой коэффициент для значения индивидуального прогноза с порядковым номером i согласно поставленным критериям.

2) Ретроспективный способ:

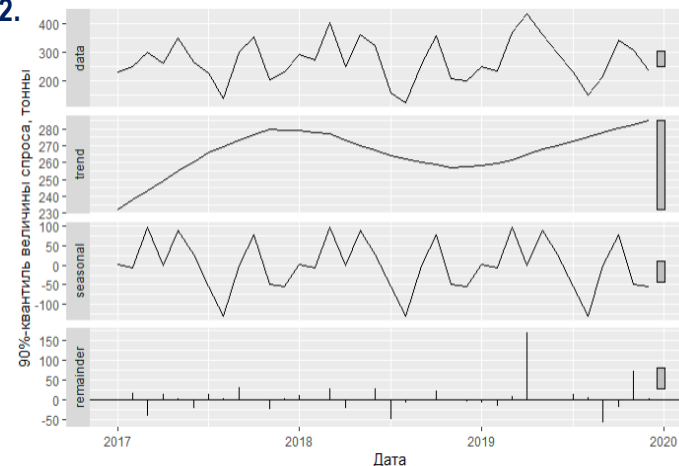
Весовые коэффициенты для индивидуальных методов прогнозирования зависят от их исторической эффективности.

ПРОЦЕСС ПЛАНИРОВАНИЯ ПОТРЕБНОСТИ В ТРАНСПОРТНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЕ (МОДУЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ)

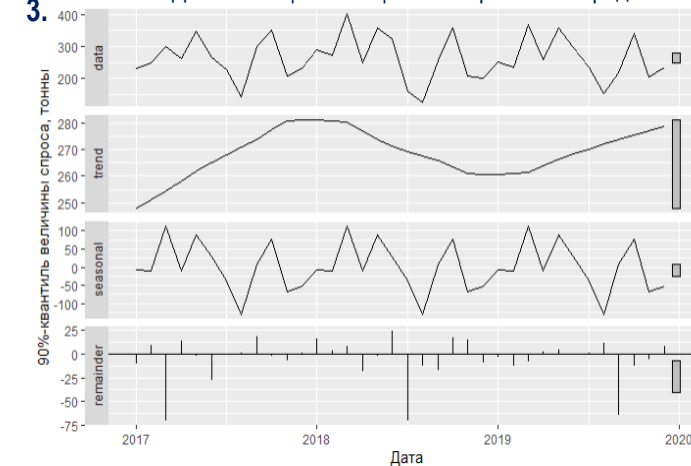
Динамика ряда месячных 90%-ных квантилей массы грузов из выполненных и невыполненных заявок с наложением линейного тренда



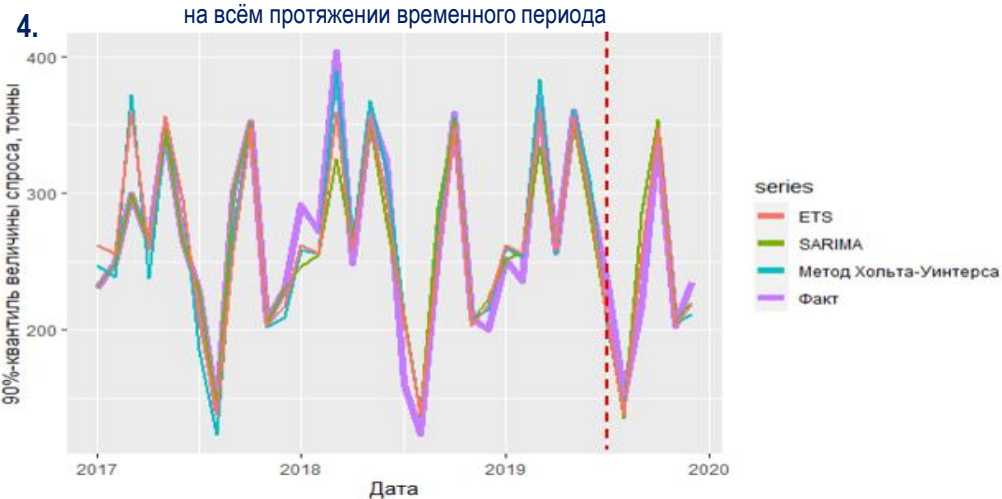
2. Декомпозиция построенного временного ряда



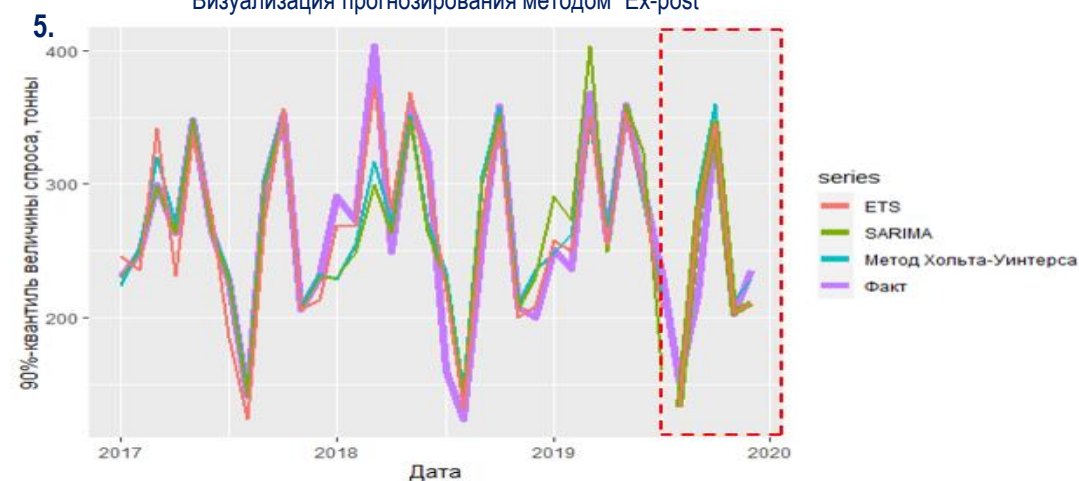
3. Декомпозиция "очищенного" временного ряда



Визуализация работы трёх отобранных методов прогнозирования на всём протяжении временного периода



Визуализация прогнозирования методом "Ex-post"



ПРОЦЕСС ПЛАНИРОВАНИЯ ПОТРЕБНОСТИ В ТРАНСПОРТНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЕ (МОДУЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ)

Ошибки прогноза

6. Обучающий период:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Метод Хольта-Уинтерса	0.10	29.38	18.60	-1.71	7.49
SARIMA	1.44	34.52	21.54	-0.87	8.42
ETS	2.84	22.29	17.80	0.46	7.32

Тестовый период:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Метод Хольта-Уинтерса	18.92	115.01	106.02	-4.74	44.55
SARIMA	5.44	110.85	100.17	-11.20	45.87
ETS	5.44	110.85	100.17	-11.20	45.87

Коэффициенты комбинации моделей
прогнозирования

7.

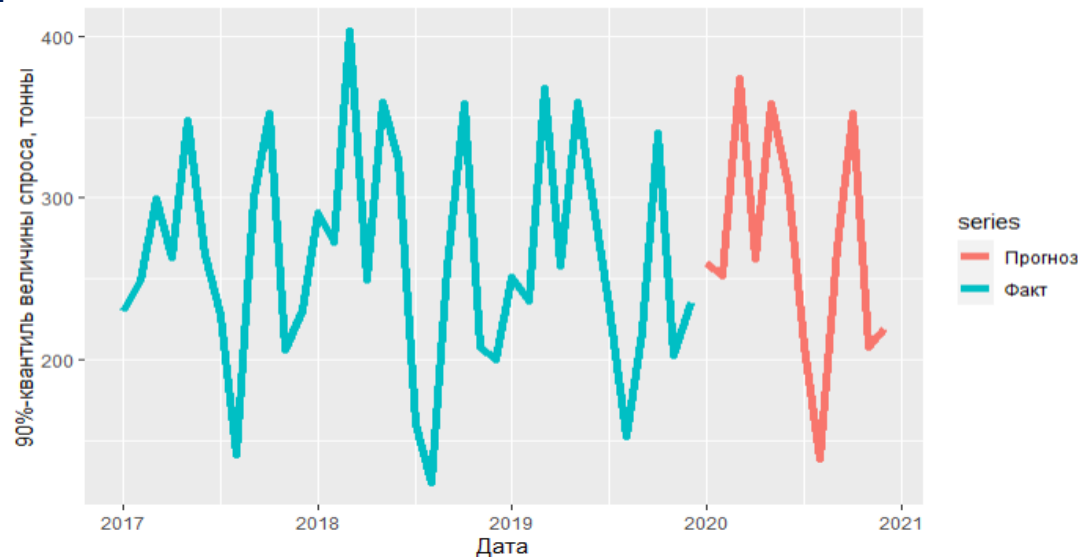
	ETS	SARIMA	holt_winters
[1,]	0.33	0.33	0.33
[2,]	1.00	0.00	0.00
[3,]	0.48	0.00	0.52
[4,]	0.00	0.00	1.00
[5,]	0.36	0.27	0.37
[6,]	0.37	0.30	0.34

Ошибки прогноза тестового периода

комбинационной модели прогнозирования

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Test set	5.32	109.65	100.11	-10.58	45.73

9. 90%-ных квантилей массы груза транспортных заявок на 2020 год

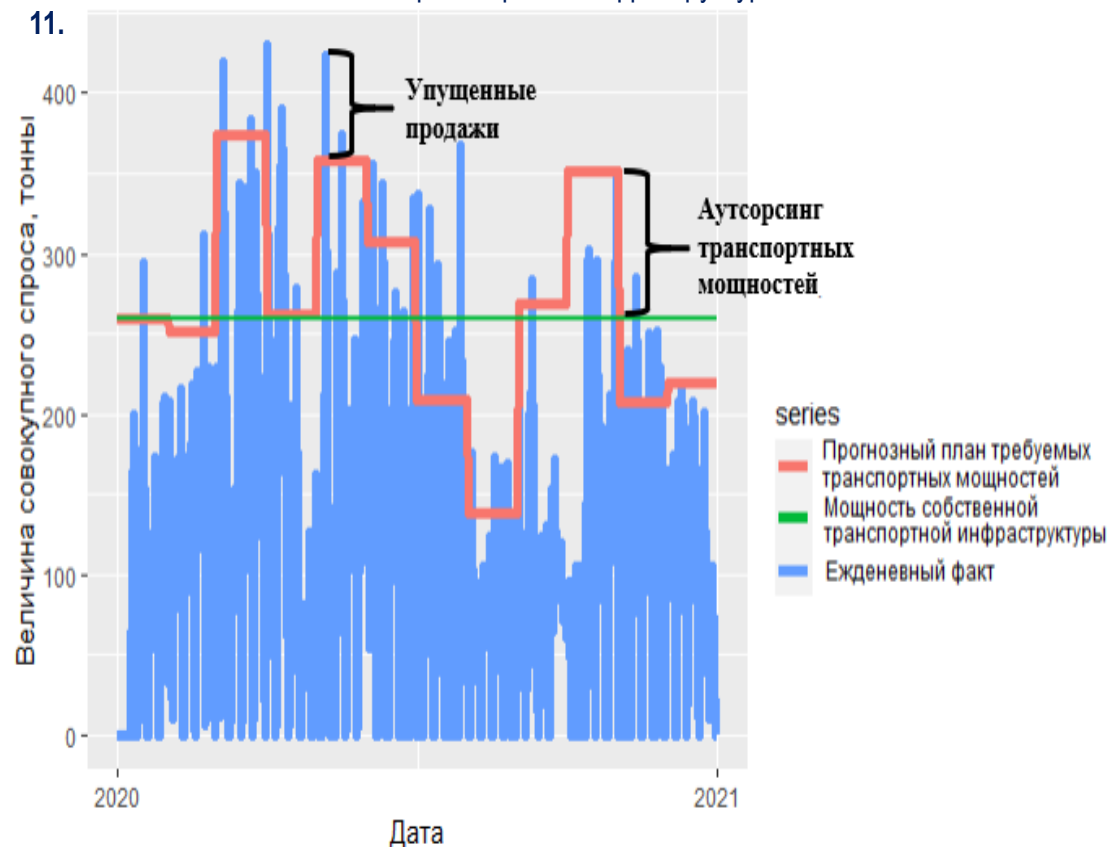


10. План потребности в аутсорсинге транспортной инфраструктуры

	Год-месяц	Прогнозируемый 90%-квантиль, тонны	Необходимое число единиц автотранспорта грузоподъемностью в 20 т для аутсорсинга, ед.
1	2020-01	259.536	0
2	2020-02	251.658	0
3	2020-03	374.166	4
4	2020-04	262.062	0
5	2020-05	358.377	3
6	2020-06	307.552	1
7	2020-07	208.305	0
8	2020-08	138.491	0
9	2020-09	269.051	0
10	2020-10	351.847	3
11	2020-11	207.933	0
12	2020-12	219.143	0

ПРОЦЕСС ПЛАНИРОВАНИЯ ПОТРЕБНОСТИ В ТРАНСПОРТНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЕ (МОДУЛЬ АНАЛИЗА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОГНОЗНЫХ ПЛАНОВ И РАСЧЁТА ПОКАЗАТЕЛЕЙ)

Сопоставление ежедневного факта и ежемесячной требуемой потребности в транспортной инфраструктуре



Расчёт экономического эффекта предлагаемого решения

12.

Forecast.Rmd* x

outsourse_plan x

finance x

Filter

	Величина
Фактический уровень логистического сервиса, %:	95
Объём фактических упущенных продаж, тонны:	3311
Объём упущенных продаж при использовании прогнозного плана, тонны:	1892
Средняя выручка за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна:	11203
Средние расходы за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна:	6394
Средняя прибыль за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна:	4809
Объём фактических упущенных продаж, руб.:	15922599
Объём упущенных продаж при использовании прогнозного плана, руб.:	9098628
Затраты на привлечение дополнительного объёма транспортной инфраструктуры, руб.:	3740000
Затраты на разработку SQL-скрипта, руб.:	19200
Экономический эффект использования прогнозного плана, руб.:	3064771

ЭКСПЕРИМЕНТ С УМЕНЬШЕНИЕМ УРОВНЯ ПРЕДПОЛАГАЕМОГО ЛОГИСТИЧЕСКОГО СЕРВИСА ДО 80%

Forecast.Rmd* x

outsource_plan x

finance x

Filter

	Год- месяц	Прогнозируемый 80%-квантиль, тонны	Необходимое число единиц автотранспорта грузоподъёмностью в 20 т для аутсорсинга, ед.
1	2020-01	239.006	0
2	2020-02	230.661	0
3	2020-03	349.546	3
4	2020-04	242.866	0
5	2020-05	335.988	2
6	2020-06	284.972	0
7	2020-07	188.304	0
8	2020-08	117.494	0
9	2020-09	242.850	0
10	2020-10	328.048	2
11	2020-11	185.547	0
12	2020-12	198.339	0

Forecast.Rmd* x

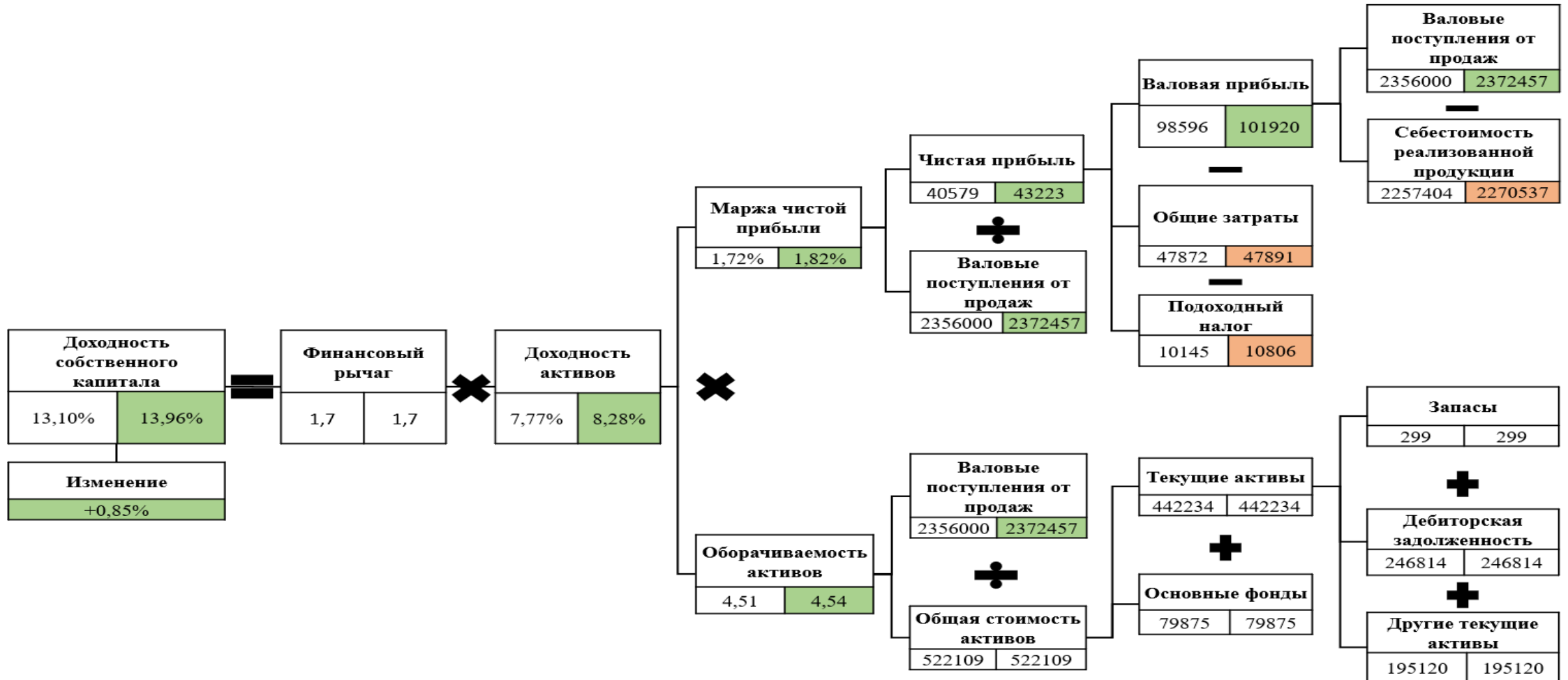
outsource_plan x

finance x

Filter

	Величина
Фактический уровень логистического сервиса, %:	86
Объём фактических упущенных продаж, тонны:	3311
Объём упущенных продаж при использовании прогнозного плана, тонны:	2797
Средняя выручка за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна:	11203
Средние расходы за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна:	6394
Средняя прибыль за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна:	4809
Объём фактических упущенных продаж, руб.:	15922599
Объём упущенных продаж при использовании прогнозного плана, руб.:	13450773
Затраты на привлечение дополнительного объёма транспортной инфраструктуры, руб.:	2387000
Затраты на разработку SQL-скрипта, руб.:	19200
Экономический эффект использования прогнозного плана, руб.:	65626

ОБОСНОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКОГО ЭФФЕКТА ОТ ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМЫ ПЛАНИРОВАНИЯ В КОМПАНИЮ (МОДЕЛЬ ДЮПОНА)



РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1) Проанализирована хозяйственная деятельность компании:

- Организационное управление;
- Конкурентное положение;
- Финансово-экономическое положение;
- Логистическая деятельность;
- Аудит информационных систем;
- Анализ бизнес-процессов.

2) Проанализированы теоретические подходы к планированию логистической деятельности:

- Подходы к планированию спроса в транспортных компаниях;
- Обзор подходов и методов прогнозирования потребительского спроса;
- Обзор способов комбинации методов прогнозирования;

3) Разработана система планирования потребности в транспортной инфраструктуре для компании;

4) Обоснован экономический эффект от внедрения разработанной системы планирования в компанию.



ПРИЛОЖЕНИЕ

РЕЙТИНГ ПРОДАЖ АВТОМОБИЛЕЙ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ В 2020 ГОДУ



Лидеры и аутсайдеры авторынка России за 12 месяцев 2020 года

НАИБОЛЬШИЙ РОСТ

+19,0% ↑



Toyota RAV4

НАИБОЛЬШЕЕ ПАДЕНИЕ

-20,4% ↓



Skoda Octavia

ТОП-10 марок

марка	продажи, шт.	20/19, %	доля, %
LADA	343 512	-5,2%	21,5%
KIA	201 727	-10,7%	12,6%
Hyundai	163 244	-8,7%	10,2%
Renault	128 408	-11,4%	8,0%
Volkswagen	100 171	-4,0%	6,3%
Skoda	94 632	+6,8%	5,9%
Toyota	91 598	-11,6%	5,7%
Nissan	56 352	-13,3%	3,5%
GAZ Коммерческие автомобили	51 169	-19,9%	3,2%
BMW	42 721	+2,9%	2,7%

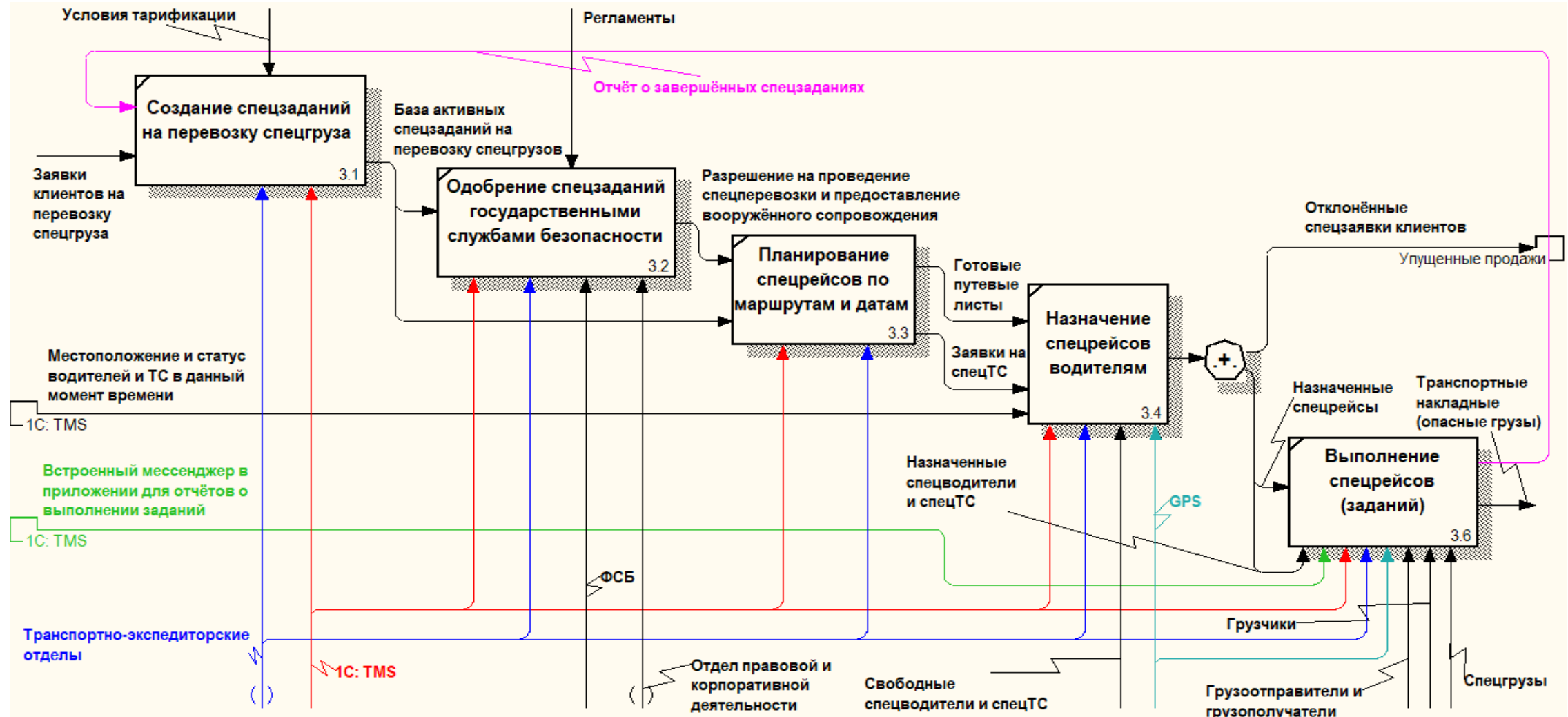
	2020	2019	20/19
в январе-декабре	1 598 825	1 759 532	-9,1%

ТОП-20 моделей

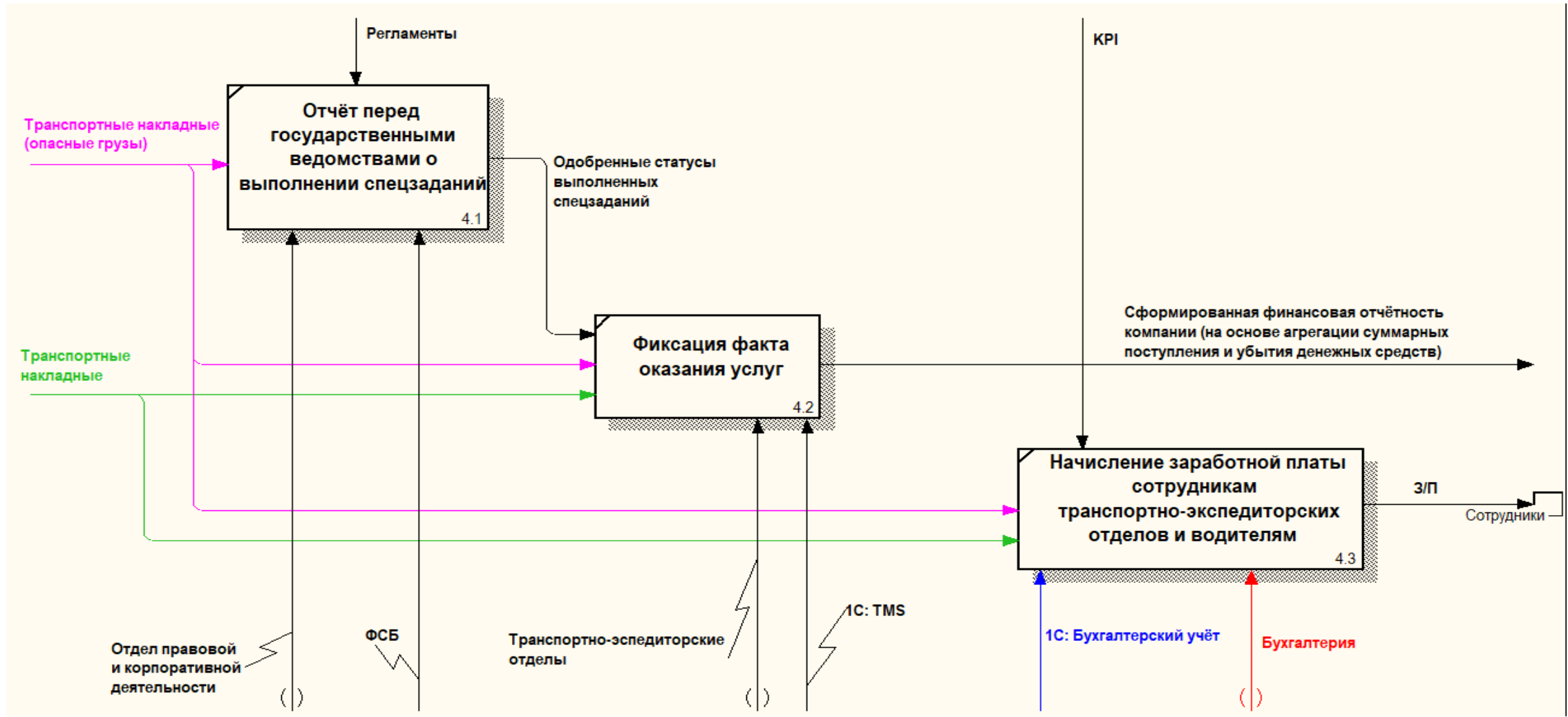
модель	продажи, шт.	20/19, %
LADA Granta	126 112	-7,2%
LADA Vesta	107 281	-3,7%
KIA Rio	88 064	-4,8%
Hyundai Creta	73 537	+2,9%
Volkswagen Polo	58 455	+4,2%
Hyundai Solaris	49 280	-16,0%
LADA Largus	37 166	-13,8%
Toyota RAV4	36 433	+19,0%
Volkswagen Tiguan	32 982	-11,4%
Renault Logan	32 628	-7,8%
Renault Duster	31 640	-18,9%
LADA 4X4	29 089	-8,9%
KIA Sportage	28 190	-18,0%
Toyota Camry	27 373	-19,5%
Skoda Rapid New	26 267	-
Renault Sandero	26 038	-14,6%
Nissan Qashqai	22 110	-12,1%
Hyundai Tucson	22 107	-2,8%
Skoda Octavia	21 622	-20,4%
Skoda Kodiaq	20 578	-17,9%

Источник: АЕБ (вкл. LCV), данные за 12 месяцев 2020 года

БИЗНЕС-ПРОЦЕСС "ОКАЗАНИЕ ЛОГИСТИЧЕСКИХ УСЛУГ (ОПАСНЫЕ ГРУЗЫ)" (AS-IS)



БИЗНЕС-ПРОЦЕСС "ФОРМИРОВАНИЕ ОТЧЁТНОСТИ" (AS-IS)



SQL-СКРИПТ

Критерии\Платформы	Oracle RDBMS	MySQL	Microsoft SQL Server	DBeaver
1) Поддержка SQL	+	+	+	+
2) Поддержка NoSQL	+	+	+	+
3) Доступность интерфейса рядовому пользователю	-	+	-	+
4) Возможность работать с крайне большими массивами информации при сохранении высокой производительности	+	-	+	-
5) Поддержка множества операционных систем	+	+	-	+
6) Генерация скриптов для перемещения данных	-	-	+	-
7) Отсутствие необходимости покупки лицензии продукта	-	-	-	+
Итого баллов:	4	4	4	5

WHERE

(
Cal."CALDAY" BETWEEN '20210101' AND '20210131' -- здесь нужный период, обычно прошедший месяц

Статус заявки	Дата заявки	Номер акта	Дата погрузки	Грузы	Масса груза, т	Сумма Заказчика с НДС, руб	Сумма Заказчика без НДС, руб	Ставка НДС Заказчика	Сумма Перевозчика с НДС, руб	Сумма без НДС Перевозчика, руб	Ставка НДС Перевозчика	Дельта без НДС, руб
Выполнен	09.01.2017	0-00058	11.01.2017	Изделия	0,719	4282,06	3568,38	20%	3231,74	3231,74	0%	336,64
Выполнен	09.01.2017	0-00054	09.01.2017	Тарно уп	0,824	4897,68	4081,40	20%	741,39	741,39	0%	3340,00
Выполнен	09.01.2017	0-00056	11.01.2017	Тарно уп	2	7063,51	5886,26	20%	1073,07	1073,07	0%	4813,19
Выполнен	09.01.2017	0-00061	09.01.2017	Телега	2	8546,17	7121,81	20%	6330,50	6330,50	0%	791,31
Выполнен	09.01.2017	0-00055	11.01.2017	Теплооб	2	9593,10	7994,25	20%	1470,94	1470,94	0%	6523,31
Выполнен	09.01.2017	0-00064	10.01.2017	Контейн	2	10997,76	9320,14	18%	1633,33	1633,33	0%	7686,81
Выполнен	09.01.2017	0-00073	11.01.2017	Изделия	2	11381,22	9484,35	20%	8614,23	8614,23	0%	870,12
Выполнен	09.01.2017	0-00059	10.01.2017	Контейн	2	11649,78	9708,15	20%	1768,27	1768,27	0%	7939,88
Выполнен	09.01.2017	0-00063	10.01.2017	Контейн	3	12633,71	10528,09	20%	9692,53	9692,53	0%	835,56
Выполнен	09.01.2017	0-00079	10.01.2017	Изделия	3	14244,90	11870,75	20%	2169,48	2169,48	0%	9701,27
Выполнен	09.01.2017	0-00057	11.01.2017	Блоки, д	3	14498,86	12082,38	20%	11022,52	11022,52	0%	1059,86
Выполнен	09.01.2017	0-00060	09.01.2017	Контейн	3	15240,67	12700,56	20%	2317,29	2317,29	0%	10383,26
Выполнен	09.01.2017	0-00062	09.01.2017	Изделия	4	7796,51	6497,09	20%	5872,37	5872,37	0%	624,72
Выполнен	09.01.2017	0-00047	15.01.2017	Авиацио	4	13617,56	13617,56	0%	2723,51	2723,51	0%	10894,05
Выполнен	09.01.2017	0-00080	03.01.2017	Крупнога	4	18366,77	15305,64	20%	13743,84	13743,84	0%	1561,80
Выполнен	09.01.2017	0-00082	22.01.2017	Авиацио	8	33677,96	33677,96	0%	33677,96	33677,96	0%	0,00
Выполнен	09.01.2017	0-00069	15.01.2017	Трубы	12	71073,60	59228,00	20%	61023,60	50853,00	20%	8375,00
Выполнен	09.01.2017	0-00068	18.01.2017	Контейн	19	133099,20	110916,00	20%	93139,20	77616,00	20%	33300,01
Выполнен	09.01.2017	0-00083	25.01.2017	Авиацио	24	101213,45	101213,45	0%	101213,45	101213,45	0%	0,00
Выполнен	09.01.2017	0-00085	11.01.2017	Авиацио	32	4184045,14	3486704,28	20%	756233,93	630194,94	20%	2856509,34
Выполнен	09.01.2017	0-00084	25.01.2017	Авиацио	33	742000,00	742000,00	0%	602000,00	602000,00	0%	140000,00



БУХГАЛТЕРСКИЙ БАЛАНС

Наименование показателя	Код	31.12.2020	31.12.2019	31.12.2018	31.12.2017	31.12.2016	31.12.2015	31.12.2014
АКТИВ								
I. ВНЕОБОРОТНЫЕ АКТИВЫ								
Основные средства	1150	16199	13 554	16 501	16 893	16 398	20 249	24 221
Доходные вложения в материальные ценности	1160	35704	33 972	36 636	39 301	41 965	44 630*	47 294
Финансовые вложения	1170	26912	1 000	31 000	31 000	46 750	33 640	1 020
Отложенные налоговые активы	1180	874	2 097	1 385	1 862	5 543	1 092	3 948
Прочие внеоборотные активы	1190	186	1 059	162	1 251	213	233	288
Итого по разделу I	1100	79875	51 682	85 684	90 307	110 869	99 844	76 771
II. ОБОРОТНЫЕ АКТИВЫ								
Запасы	1210	299	2 735	1 144	595	209 313	374	140
Налог на добавленную стоимость по приобретенным ценностям	1220	97	1 438	274	82	1 118	121	768
Дебиторская задолженность	1230	246814	650 733	383 687	234 243	367 870*	308 518	447 841*
Финансовые вложения (за исключением денежных эквивалентов)	1240	29517	0	119 000	213 646	49 692	36 896	23 688
Денежные средства и денежные эквиваленты	1250	164533	369 246	159 566	116 193	237 622	205 666	112 724
Прочие оборотные активы	1260	974	135	84	293	168	1 217	758
Итого по разделу II	1200	442234	1 024 287	663 755	565 052	865 783	552 792	585 919
БАЛАНС	1600	522109	1 075 969	749 439	655 359	976 652	652 636	662 690
ПАССИВ								
III. КАПИТАЛ И РЕЗЕРВЫ								
Уставный капитал (складочный капитал, уставный фонд, вклады товарищей)	1310	4000	5 000	5 000	5 000	5 000	5 000	5 000
Добавочный капитал (без переоценки)	1350	0	0	0	0	0	0	0
Резервный капитал	1360	200	250	250	250	250	250	250
Нераспределенная прибыль (непокрытый убыток)	1370	305467	366 351	384 735	414 168	339 311	381 834*	340 427
Итого по разделу III	1300	309667	371 601	389 985	419 418	344 561	387 084*	345 677
IV. ДОЛГОСРОЧНЫЕ ОБЯЗАТЕЛЬСТВА								
Отложенные налоговые обязательства	1420	0	0	0	0	0	0	0
Итого по разделу IV	1400	0	0	0	0	0	0	0
V. КРАТКОСРОЧНЫЕ ОБЯЗАТЕЛЬСТВА								
Кредиторская задолженность	1520	208013	695 334	353 174	228 434	625 413	260 016	302 244
Оценочные обязательства	1540	4429	9 034	6 280	7 507	6 678	5 536	14 769
Прочие обязательства	1550	0	0	0	0	0	0	0
Итого по разделу V	1500	212442	704 368	359 454	235 941	632 091	265 552	317 013
БАЛАНС	1700	522109	1 075 969	749 439	655 359	976 652	652 636	662 690



R-КОД

```
title: "Forecast"
author: Елисеев Арсений (БЛГ-172)
```

```
##1 Подготовка данных к анализу:
##Подключение необходимых библиотек
```{r}
library(tidyverse)
library(forcats)
library(scales)
library(readr)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(knitr)
library(readxl)
library(janitor)
library(xts)
library(scales)
library(ggfortify)
library(lubridate)
library(ggrepel)
library(readr)
library(forecast)
library(broom)
library(GGally)
library(forcats)
library(tidyr)
library(car)
library(memisc)
library(gridExtra)
library(sarima)
library(opera)
library(zoo)
library(TSstudio)
```
```

```
##Загрузка базы данных
```

```
```{r}
transport <- read_excel("C:/Users/Я/Desktop/Диплом/Материалы/Transport.xlsx")
summary(transport)
```
```

```
##Удаление пустых строк в базе данных
```

```
```{r}
transport %>% remove_empty("rows")
```
```

```
## Приведение дневного датасета к месячному временному ряду с агрегацией данных по месячным 90%-квантилям
```

```
```{r}
transport$`Масса груза, т` <- as.numeric(transport$`Масса груза, т`)
transport$`Дата заявки` <- as.Date(transport$`Дата заявки`, format = "%Y-%m-%d")
date_set <- as.data.frame(cbind(seq(as.Date("2017/01/01"), by = "day", length.out = 1461), rep(0, 1461)))
colnames(date_set) <- c("Дата заявки", "Mass")
date_set$`Дата заявки` <- as.Date(date_set$`Дата заявки`, origin = "1970/01/01")
date_set$`Дата заявки` <- as.Date(date_set$`Дата заявки`)
transport_full <- full_join(date_set, transport, by = "Дата заявки")
transport_full[is.na(transport_full)] <- 0
transport_end <- transport_full %>% group_by("Дата заявки") %>% summarize(Mass = sum("Масса груза, т"))
names(transport_end)[names(transport_end) == "Дата заявки"] <- "Date"
```

```
transport_final <- transport_end %>%
 mutate(month = format(Date, "%m"), year = format(Date, "%Y")) %>%
 group_by(month, year) %>%
 summarise(Quant = quantile(Mass, 0.9))
```

```
transport_final$Date <- as.yearmon(paste(transport_final$year, transport_final$month), "%Y %m")
transport_final <- transport_final[, c(4, 3)]
transport_final <- transport_final[order(as.Date(transport_final$Date, format="%d/%m")),]
transport_final$Date <- as.Date(transport_final$Date, format = "%Y-%m-%d")
```
```

```
#2) Разведочный анализ:
```

```
```{r message = FALSE, warning = FALSE}
transport_final[2:37,] %>%
 ggplot(aes(x=as.POSIXct(Date), y=Quant)) +
 xlab("Месяц") +
 ylab("90%-квантиль величины спроса, тонны") +
 geom_line(color = "#00AFBB", size = 2) +
 scale_x_datetime(labels = date_format("%Y-%m"), breaks = date_breaks("months")) + theme(axis.text.x = element_text(angle = 90)) +
 geom_smooth(method = "lm")
```
```

```
#3) Прогнозирование:
```

```
## Создание обучающей и тестовой выборки
```

```
```{r}
transport_learn1 <- slice(transport_final, 1:31)
transport_learn <- ts(transport_learn1[c(2)], frequency = 12, start=c(2017,1), end=c(2019,7))
```
```

```
## Очищение выборок от влиятельных выбросов
```

```
```{r}
transport_ts_clean <- tsclean(transport_ts, replace.missing = TRUE, lambda = NULL)
transport_learn_clean <- ts_clean(transport_learn, replace.missing = TRUE, lambda = NULL)
transport_ts_clean %>%
 stl(t.window=12, s.window="periodic", robust=TRUE) %>%
 autoplot() +
 xlab("Дата") +
 ylab("90%-квантиль величины спроса, тонны")
```
```

```
## Построение моделей на обучающей выборке
```

```
```{r}
holtwinters_full <- hw(transport_ts_clean, h = 12)
sarima_full <- auto.arima(transport_ts_clean)
ets_full <- stlf(transport_ts_clean)
```
```

```
## Визуализация моделей прогнозирования на обучающем периоде
```

```
```{r}
transport_ts_clean %>%
 autoplot(series = "Факт", size = 2) +
 autolayer(holtwinters_full$fitted, series = "Метод Хольта-Уинтерса", size = 1,7) +
 autolayer(sarima_full$fitted, series = "SARIMA", size = 1,7) +
 autolayer(ets_full$fitted, series = "ETS", size = 1,7) +
 xlab("Дата") +
 ylab("90%-квантиль величины спроса, тонны")
```
```

```
## Расчёт ошибок обучающих периодов
```

```
```{r warning = FALSE}
holtwinters_learn <- hw(transport_learn_clean, h = 12)
sarima_learn <- auto.arima(transport_learn_clean)
ets_learn <- stlf(transport_learn_clean)
```

```
error_learning <- rbind(accuracy(holtwinters_learn),
 accuracy(sarima_learn), accuracy(ets_learn))
rownames(error_learning) <- c("Метод Хольта-Уинтерса", "SARIMA", "ETS")
round(error_learning, digits = 2)
```
```

```
## Построение моделей прогнозирования на тестовом периоде
```

```
```{r}
holtwinters_expost <- hw(transport_learn_clean, h = 5)
sarima_expost <- forecast(transport_learn_clean, h = 5)
ets_expost <- forecast(transport_learn_clean, h = 5)
```
```

```
## Визуализация моделей прогнозирования на тестовом периоде
```

```
```{r warning = FALSE}
transport_ts_clean %>%
 autoplot(series = "Факт", size = 2) +
 autolayer(holtwinters_expost$mean, series = "Метод Хольта-Уинтерса", size = 1,7, PI = FALSE) +
 autolayer(holtwinters_learn$fitted, series = "Метод Хольта-Уинтерса", size = 1,7, PI = FALSE) +
 autolayer(sarima_expost$mean, series = "SARIMA", size = 2, PI = FALSE) +
 autolayer(sarima_learn$fitted, series = "SARIMA", size = 1,7, PI = FALSE) +
 autolayer(ets_expost$mean, series = "ETS", size = 1,7, PI = FALSE) +
 autolayer(ets_learn$fitted, series = "ETS", size = 1,7, PI = FALSE) +
 xlab("Дата") +
 ylab("90%-квантиль величины спроса, тонны")
```
```

```
## Расчёт ошибок тестового периода
```

```
```{r warning = FALSE}
error_testing <- rbind(accuracy(transport_ts_clean[31:37], holtwinters_expost$mean),
 accuracy(transport_ts_clean[31:37], sarima_expost$mean), accuracy(transport_ts_clean[31:37], ets_expost$mean))
rownames(error_testing) <- c("Метод Хольта-Уинтерса", "SARIMA", "ETS")
round(error_testing, digits = 2)
```
```

```
## Комбинация моделей прогнозирования на тестовом периоде
```

```
```{r warning = FALSE}
test <- window(transport_ts_clean, start=c(2019,7), end = c(2020, 1))
comb <- cbind(ETS=ets_expost$mean, SARIMA=sarima_expost$mean, Holt_Winters = holtwinters_expost$mean)
MLpol0 <- mixture(model = "MLpol", loss.type = "square")
weights <- predict(MLpol0, comb, test, type="weights")
round(weights, digits=2)
```
```

```
## Расчёт ошибок комбинации моделей прогнозирования на тестовом периоде
```

```
```{r}
combination <- (ets_expost$mean*weights[nrow(weights),1] + sarima_expost$mean*weights[nrow(weights),2] +
 holtwinters_expost$mean*weights[nrow(weights),3])
error_doubletesting <- rbind(accuracy(transport_ts_clean[31:37], combination))
round(error_doubletesting, digits = 2)
```
```

```
## Использование комбинации моделей для прогнозирования потребности в 2020 году
```

```
```{r}
transport_final1 <- transport_final[1:37, 2]
transport_ts <- ts(transport_final1, frequency = 12, start=c(2017,1,01), end=c(2019,12,01))
transport_ts_clean <- ts_clean(transport_ts, replace.missing = TRUE, lambda = NULL)
holtwinters_final <- hw(transport_ts_clean, h = 12)
sarima_final <- forecast(transport_ts_clean, h = 12)
ets_final <- forecast(transport_ts_clean, h = 12)
```



## R-КОД

```
forecast_final <- (ets_final$mean*weights[nrow(weights),1] + sarima_final$mean*weights[nrow(weights),2] +
holtwinters_final$mean*weights[nrow(weights),3])
transport_ts_clean %>%
autoplot (series = "Факт", size = 2) +
 autolayer(forecast_final, series = "Прогноз", size = 2) +
 xlab ("Дата") +
 ylab ("90%-квантиль величины спроса, тонны")
...

3) Сопоставление факта и прогноза:
Визуализация факта и прогноза:
```{r}  
holtwinters_final <- hw(transport_ts_clean, h = 12)  
sarima_final <- forecast(transport_ts_clean, h = 12)  
ets_final <- forecast(transport_ts_clean, h = 12)  
forecast_final <- (ets_final$mean*weights[nrow(weights),1] + sarima_final$mean*weights[nrow(weights),2] +  
holtwinters_final$mean*weights[nrow(weights),3])  
  
forecast_reshape <- ts_reshape(forecast_final, type = "wide", frequency = NULL)  
transport_xts <- cbind(transport_final[37:48, 1], forecast_reshape[,2])  
names(transport_xts)[names(transport_xts) == "forecast_reshape[, 2]"] <- "Mass"  
de <- data.frame("2021-01-01", "0")  
names(de) <- c("Date", "Mass")  
de$Date <- as.Date(de$Date, format = "%Y-%m-%d")  
de$Mass <- as.numeric(de$Mass)  
de$Mass <- 0  
transport_xts <- rbind(transport_xts, de)  
transport_xts <- ts(transport_xts$Mass, order.by = transport_xts$Date)  
transport_plan <- na.locf(merge(transport_xts, foo=zoo(NA, order.by=seq(start(transport_xts), end(transport_xts),  
"day", drop=F)), 1))  
transport_plan <- data.frame(Date=index(transport_plan), Mass = coredata(transport_plan))  
  
transport_level <- transport_plan  
transport_level[,2] <- 260  
transport_end_2020 <- slice(transport_end, 1096:1461)  
transport_ts_2020 <- ts(transport_end_2020[c(2)], frequency = 365, start=c(2020, 1, 1), end=c(2021, 1, 1))  
transport_ts_plan <- ts(transport_plan[c(2)], frequency = 365, start=c(2020, 1, 1), end=c(2021, 1, 1))  
transport_ts_level <- ts(transport_level[c(2)], frequency = 365, start=c(2020, 1, 1), end=c(2021, 1, 1))  
transport_ts_2020 %>%  
autoplot (series = "Прогнозный план требуемых  
транспортных мощностей", size = 2) +  
  autolayer(transport_ts_plan, series = "Еждневный факт", size = 2) +  
  autolayer(transport_ts_level, series = "Мощность собственной  
транспортной инфраструктуры", size = 1) +  
  xlab ("Дата") +  
  ylab ("Величина совокупного спроса, тонны")  
...  
  
## Расчёт показателей:  
  
```{r warning = FALSE message = FALSE}  
transport_plan_ad <- transport_plan[1:366,2]
missed_sales <- transport_plan_ad[transport_plan_ad>260] - transport_end_2020[,2]
missed_sales <- sum(missed_sales[missed_sales<0])
missed_sales <- round(missed_sales*(-1), digits = 0) ##Извлечение упущенных продаж в тоннах при использовании прогнозного плана

service_fact <- sum(transport_end_2020[,2]) - missed_sales
service_fact <- service_fact / sum(transport_end_2020[,2])
service_fact <- round (service_fact*100, digits = 0) ##Расчёт фактического уровня сервиса

transport_done <- transport[1:9172,] %>% filter(transport[1:9172,]$`Статус заявки` == "Выполнена")
average_income <- round(sum(transport_done[,8])/ sum(transport_done[,6]), digits = 0) ## Извлечение среднего дохода за перевозку 1 тонны груза
average_expenses <- round(sum(transport_done[,11])/ sum(transport_done[,6]), digits = 0) ## Извлечение средних затрат за перевозку 1 тонны груза
average_profit <- round((average_income-average_expenses), digits = 0) ## Извлечение средней прибыли за перевозку 1 тонны груза
missed_sales_finance <- round(missed_sales * average_profit, digits = 0) ## Расчёт упущенных продаж в рублях

transport_plan1 <- transport_plan %>%
mutate(month = format(Date, "%m"), year = format(Date, "%Y")) %>%
group_by(month, year) %>%
summarise(total = mean(transport_xts))
transport_plan_cool <- transport_plan[1:-2,]
transport_plan_cool$total <- transport_plan_cool$total - 300
transport_plan_cool[transport_plan_cool<0] <- 0
transport_plan_final <- ceiling(transport_plan_cool$total / 20)
outsouce_plan <- cbind (transport_final[37:48,1],transport_plan1[-2,3],transport_plan_final)
outsouce_plan$total <- round(outsource_plan$total, digits = 3)
outsouce_plan$Date <- format(outsource_plan$Date, format="%Y-%m")
names(outsource_plan)[names(outsource_plan) == "Date"] <- "Год-месяц"
names(outsource_plan)[names(outsource_plan) == "total"] <- "Прогнозируемый 90%-квантиль, тонны"
names(outsource_plan)[names(outsource_plan) == "transport_plan_final"] <- "Необходимое число единиц автотранспорта грузоподъемностью в 20 т для аутсорсинга, ед."
view(outsource_plan) ## План аутсорсинга транспортной инфраструктуры

outsouce_need <- transport_plan[1:366,2] - 300 ## Расчёт объема дополнительной массы для перевозки

outsouce <- round(sum(ceiling(outsource_need[outsource_need>0] / 20) * 11000), digits = 0) ## Расчёт затрат на привлечение дополнительного объема транспорта

missed_sales_fact <- transport[(9172):nrow(transport),] %>% filter(transport[(9172):nrow(transport),]$`Статус заявки` == "Не выполнена")
missed_sales_fact <- round(sum(missed_sales_fact[,6]), digits = 0) ##Извлечение фактических упущенных продаж в тоннах

missed_sales_fact_finance <- round(missed_sales_fact * average_profit, digits = 0) ## Расчёт фактических упущенных продаж в рублях

SQL <- 19200 ##Цена скрипта

profit <- missed_sales_fact_finance - missed_sales_finance - outsouce - SQL ## Расчёт экономического эффекта
...

Построение итоговой таблицы
```{r}  
finance <- matrix(c(service_fact, missed_sales_fact, missed_sales, average_income, average_expenses,  
average_profit, missed_sales_fact_finance, missed_sales_finance, outsouce, SQL, profit),ncol=1,byrow=TRUE)  
colnames(finance) <- c("Величина")  
rownames(finance) <- c("Фактический уровень логистического сервиса, %", "Объем фактических упущенных  
продаж, тонны", "Объем упущенных продаж при использовании прогнозного плана, тонны",  
"Средняя выручка за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна", "Средние расходы за перевозку 1 тонны  
груза, руб./тонна", "Средняя прибыль за перевозку 1 тонны груза, руб./тонна", "Объем фактических  
упущенных продаж, руб.", "Объем упущенных продаж при использовании прогнозного плана, руб.",  
"Затраты на привлечение дополнительного объема транспортной инфраструктуры, руб.", "Затраты на  
разработку SQL-скрипта, руб.", "Экономический эффект использования прогнозного плана, руб.")  
view(finance)  
...`
```


СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дыбская, В. В. Логистика в 2 ч. Часть 1 : учебник для бакалавриата и магистратуры / В. В. Дыбская, В. И. Сергеев ; под общей редакцией В. И. Сергеева. — Москва : Издательство Юрайт, 2019. — 317 с.;
2. Департамент международного и регионального сотрудничества (2020): Транспортная сфера в контексте COVID-19, Дайджест, РФ, 54 с.;
3. Makridakis S, Spiliotis E, Assimakopoulos (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. PLoS ONE 13(3): e0194889. Н, 26 p.;
4. Alfonso J. Pedraza-Martinez, Luk N. Van Wassenhove (2012): Transportation and vehicle fleet management in humanitarian logistics: challenges for future research, EURO J Transp Logist: 185–196 p.;
5. Emmanuel Olateju Oyatoye, T. V. O. Fabson (2011). A comparative study of simulation and time series model in quantifying bullwhip effect in supply chain, Management Serbian Journal of Management 6 (2), 145 – 154 p.;
6. Alberto Andreoni, Maria Nadia Postorino (2006), Time Series Models to Forecast Air Transport demand: a Study about a Regional Airport, 11th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems Delft, The Netherlands, 101 – 106 p.;
7. Aiolfi M., Timmermann A. (2006). Persistence in forecasting performance and conditional combination strategies. Journal of Econometrics 135, 31-53 p.;
8. Магнус Я.Р (2005). Эконометрика: Начальный курс: Учебное пособие/ Я. Р. Магнус, П.К. Катышев, А. А. Пересецкий. - М.: Дело, 503 с.;
9. Borshchev and A. Filippov (2004). From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling: Reasons, Techniques, Tools. The 22nd International Conference of the System Dynamics Society, July 25 - 29, Oxford, England;
10. Ханк Д., Уичерн Д., Райтс А (2003). Бизнес-прогнозирование, 7-е изд. : пер. с англ. – М. : Вильямс, 656 с.;
11. Martin, C. A., and Witt, S. F. (2001). Forecasting Tourism Demand: a Comparison of the Accuracy of Several Quantitative Methods, International Journal of Forecasting 5, 7-19 p.;
12. Shungyao Yun, Chung-Rey Wang (2000), The Planning of Aircraft Routes and Flight Frequencies in an Airline Network Operations, Journal of Advanced Transportation, Vol. 3.5, No. I, p. 33-46;
13. Makridakis S., Wheelwright S., Hyndman R (1998). Forecasting Methods and Applications, - 3-е издание. – Wiley, 642 p.;
14. Sotiris N., Costas P (1998). New Methods for Combining Forecasts: Yugoslav Journal of Operations Research 8, 1-7 p.;
15. Batchelor, R., and Dua, P. (1995). Forecaster Diversity and the Benefits of Combining Forecasts. Management Science 41, 68-75 p.;

СПИСОК ИСПОЛЪЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ

1. Новостное агентство при поддержке ПАО «АвтоВАЗ» «Лада.Онлайн» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://xn--80aal0a.xn--80asehdb/auto-news/autovaz/5489-skolko-avtomobilej-vypustil-avtovaz-v-2019-godu.html>;
2. Аналитическое агентство «АВТОСТАТ» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://www.autostat.ru/infographics/46967/>;
3. База финансовых документов российских коммерческих организаций «Audit-it.ru» [Электронный ресурс]//Режим доступа: https://www.audit-it.ru/buh_otchet/7708697381_ao-rt-logistika;
4. Фрагмент интервью с директором компании «1С» Нуралиев Борисом Георгиевичем от российского новостного агентства «Газета.ру» [Информационный ресурс]//Режим доступа: <https://www.gazeta.ru/business/2019/06/13/12412435.shtml>;
5. Официальный вебсайт информационной системы «1С» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://solutions.1c.ru/catalog/tms/features>;
6. Образовательный портал, посвящённый машинному обучению, «Machine Learning Mastery» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://www.machinelearningmastery.ru/decompose-time-series-data-trend-seasonality/>;
7. Официальный вебсайт платформы для управления базами данных «Oracle Database» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://www.oracle.com/ru/database/>;
8. Официальный вебсайт платформы для управления базами данных «MySQL» [Электронный ресурс]//Режим доступа: : <https://www.mysql.com/>;
9. Официальный вебсайт платформы для управления базами данных «Microsoft SQL Server» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://www.microsoft.com/ru-ru/sql-server/sql-server-2019>;
10. Официальный вебсайт платформы для управления базами данных «DBeaver» [Электронный ресурс]//Режим доступа: <https://dbeaver.io/about/>;
11. Официальный вебсайт сети региональных бизнес-партнёров «RegTorg.Ru» [Электронный ресурс]//Режим доступа: http://moskva.regorg.ru/goods/t858197-arenda_otkrytogo_gruzovogo_avto_15_tonn.htm;
12. Официальный вебсайт сервиса поиска специалистов «Profi.ru» [Электронный ресурс]//Режим доступа: https://profi.ru/it_freelance/subd-sql/price/;
13. Данные финансово-экономического отдела АО «РТ-Логистика»;



НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ