



**РОСНЕФТЬ**  
НАУЧНО-ПРОЕКТНЫЙ  
КОМПЛЕКС

# **Система комплексного анализа данных промысла как инструмент расширения базы алгоритмов АСУ ТП**

Косинцев А.Г.

## Показатели производственной деятельности

**Для обеспечения эффективной работы предприятия, в первую очередь компаниям необходимо поддерживать основные показатели производственной деятельности на высоком уровне.**



Качество и количество  
продукции



Скорость обработки  
данных



Безопасность  
производства



Оптимизация  
тех. процессов

Показатели производственной деятельности

- Аварии и простои технологического оборудования сильно влияют на данные показатели и снижают эффективность работы предприятия.**

## От контроля состояния к прогнозированию

### Проблематика



Объекты НГД оснащены развитыми АСУ ТП, включающими встроенные средства диагностики технологического оборудования.



Однако статистика инцидентов и аварий свидетельствует о том, что существующих средств диагностики недостаточно.

### Существующие проблемы

- ❑ Аварии и неполадки оборудования
- ❑ Внеплановые остановки и простои оборудования



Экономические потери оцениваются > 15 млрд. руб. ежегодно

Применяемые на данный момент АСУ ТП **не способны прогнозировать аварийное событие.**

**Раннее выявление дефектов** позволяет обнаруживать нежелательные тенденции и **прогнозировать** развитие ситуации **для предотвращения инцидентов и аварий.**

Основная задача, которую необходимо решить - это **предсказание отклонений** еще в «работоспособном» оборудовании.

## Цели и задачи



**Цель работы** – разработать систему комплексного анализа данных промысла, представленных в виде временных рядов, которая предназначена для предсказания неисправностей и предаварийных ситуаций в оборудовании.



### Определять зарождающиеся дефекты

Автоматически определять зарождающиеся дефекты или группы дефектов еще в «работоспособном» состоянии оборудования



### Прогнозировать развитие дефектов

Прогнозировать развитие зарождающихся дефектов еще до фактического их появления, что позволит предотвращать инциденты и аварии в нормальном рабочем режиме



### Определять технологические параметры

Автоматически определять технологические параметры, вносящие основной вклад в изменении технического состояния



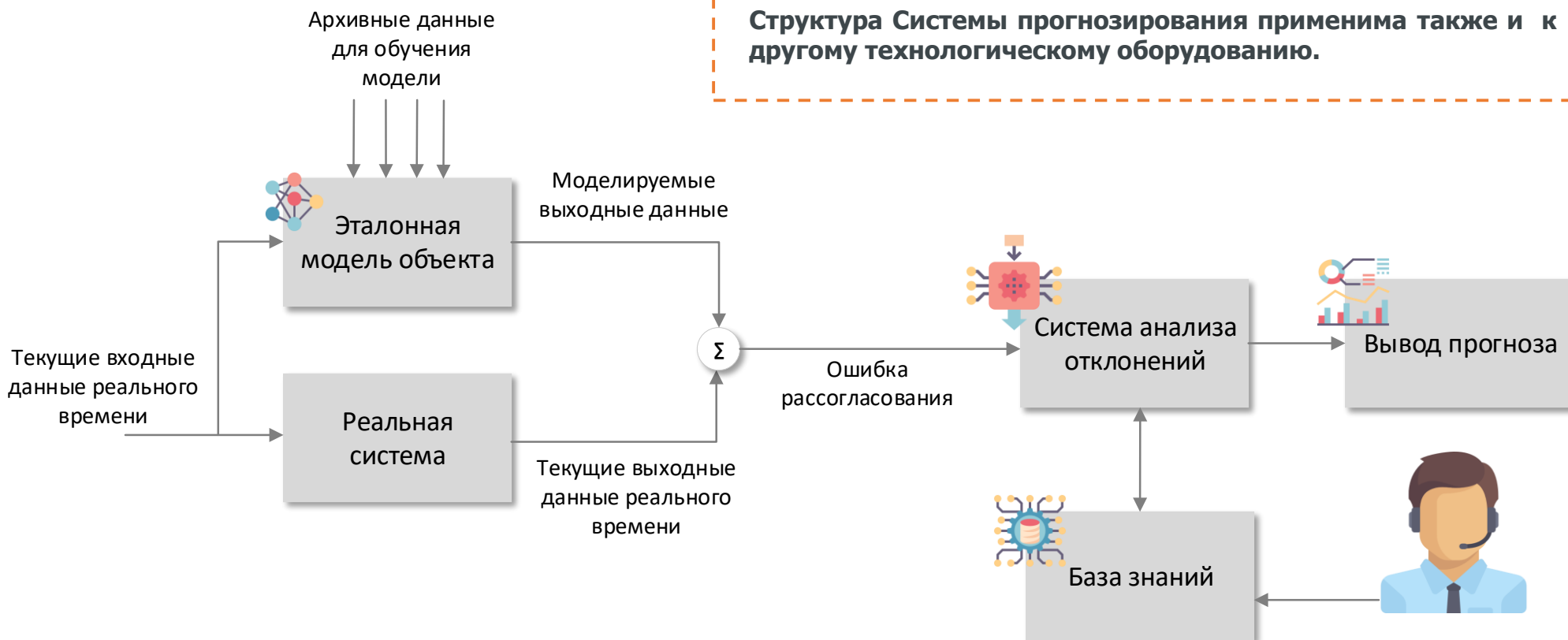
### Обеспечить промышленную безопасность

Создать инструмент для обеспечения промышленной безопасности

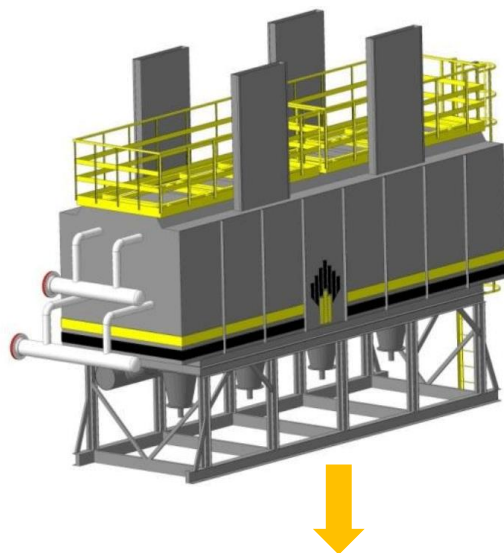
## Структура системы прогнозирования

В качестве технологического объекта выбрана печь ПТБ-10.

**Структура Системы прогнозирования применима также и к другому технологическому оборудованию.**



## Создание эталонной модели оборудования

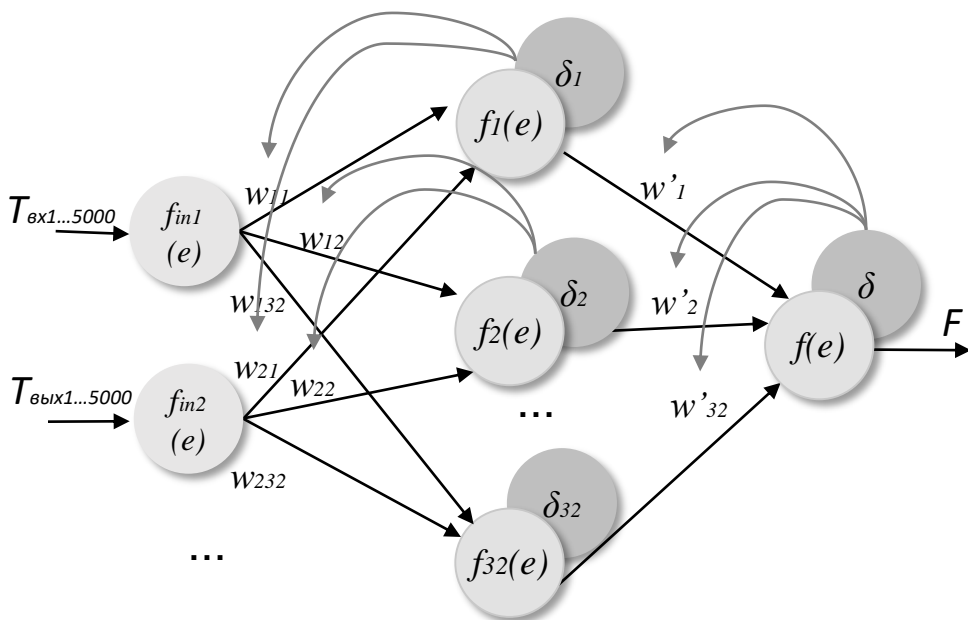


- ❑ Распространённые сегодня системы мониторинга оборудования сравнивают показания датчиков с типовой моделью.
- ❑ В реальности каждая установка имеет уникальные особенности и отличается параметрами функционирования.
- ❑ Был выбран подход, который основан на технологии эмпирических моделей, когда система создаётся на основе архивных данных о нормальной работе установки в различных режимах.
- ❑ Такую модель позволяет реализовать применение нейронных сетей.
- ❑ Преимущество такого подхода - модель описывает не абстрактную машину, а конкретное оборудование в конкретных условиях.



# Создание эталонной модели оборудования

## Структура применяемой нейросети



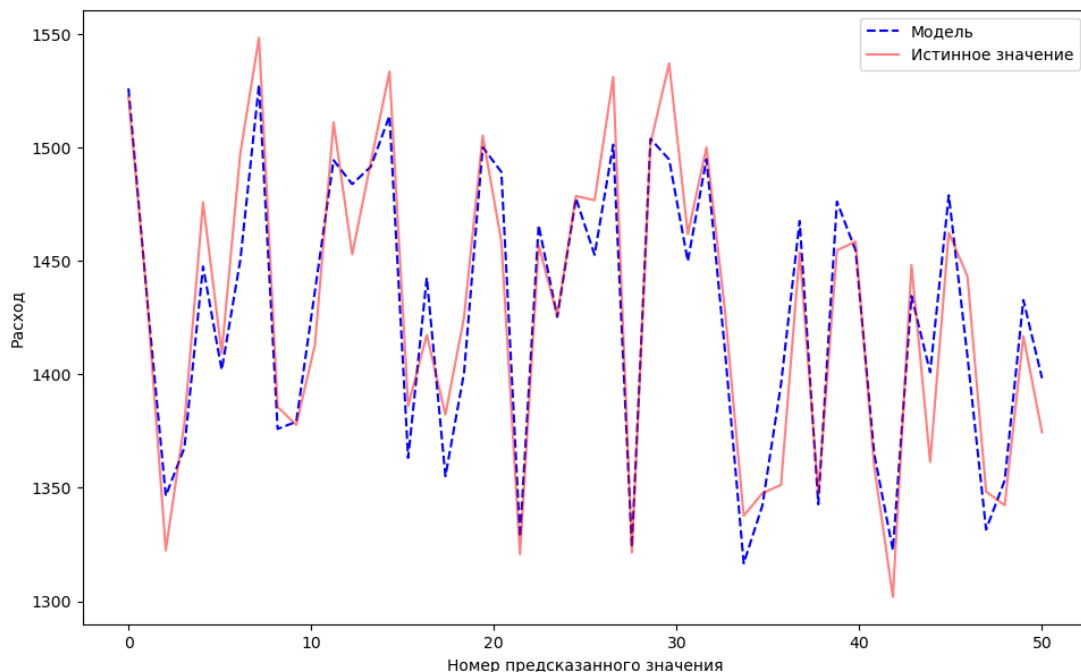
- ✓ Использовалась нейросеть с обратным распространением ошибки. В скрытом слое сети 32 нейрона.
- ✓ Нейронная сеть была обучена на наборе данных, состоящих из векторов входных параметров (5000 наборов значений).
- ✓ Обучение проводилось по 5 эпохам.

```

model.py  design.py
1  from keras.datasets import boston_housing
2  from keras.models import Sequential
3  from keras.layers import Dense
4
5  import numpy as np
6  from numpy import genfromtxt
7
8  in_data_train = np.array(genfromtxt('in.csv', delimiter=';'))
9  out_data_train = np.array(genfromtxt('out.csv', delimiter=';'))
10 in_data_test = np.array(genfromtxt('in_test.csv', delimiter=';'))
11 out_data_test = np.array(genfromtxt('out_test.csv', delimiter=';'))
12
13 # Среднее значение
14 mean = in_data_train.mean(axis=0)
15 # Стандартное отклонение
16 std = in_data_train.std(axis=0)
17 in_data_train -= mean
18 in_data_train /= std
19 in_data_test -= mean
20 in_data_test /= std
21
22 # Создание НС
23 model = Sequential()
24 model.add(Dense(32, activation='relu', input_shape=(in_data_train.shape[1],)))
25 model.add(Dense(1))
26 model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
27
28 # Обучение НС
29 model.fit(in_data_train, out_data_train, epochs=5, batch_size=1, verbose=2)
30
31 # Проверка корректности предсказания
32 pred = model.predict(in_data_test)
33 for i in range(0, len(pred)):
34     print("Прогнозируемое значение:", pred[i][0], "Истинное значение:", out_data
  
```

Программный код для создания и обучения нейросети, применяемой в эталонной модели

## Создание эталонной модели оборудования



```
Epoch 2/5
- 3s - loss: 92273.9674 - mae: 220.4703
Epoch 3/5
- 3s - loss: 408.9436 - mae: 16.4417
Epoch 4/5
- 3s - loss: 411.6981 - mae: 16.5532
Epoch 5/5
- 3s - loss: 412.4086 - mae: 16.5195
Прогнозируемое значение: 1525.8312 Истинное значение: 1522.56610219435
Прогнозируемое значение: 1520.3163 Истинное значение: 1541.90176530813
Прогнозируемое значение: 1496.5702 Истинное значение: 1511.08092920638
Прогнозируемое значение: 1530.8434 Истинное значение: 1524.73805210535
Прогнозируемое значение: 1309.7186 Истинное значение: 1327.31713896058
Прогнозируемое значение: 1319.6156 Истинное значение: 1347.42972751317
Прогнозируемое значение: 1321.2784 Истинное значение: 1340.48307067853
Прогнозируемое значение: 1350.0885 Истинное значение: 1339.80732612397
```

- ✓ Тестирование модели была проведено на 1000 значениях.
- ✓ MAE (средняя абсолютная ошибка) составила 16 ед.
- ✓ Отклонение значений модели от истинных значений порядка 1 %.



## Формирование данных по аварийным ситуациям

Аварийная ситуация	Показатели, по которым регистрируется
Неисправность регулятора температуры на линии подачи топлива	Регистрируется по неизменному расходу топлива при высокой/низкой температуре нагреваемой нефти на выходе
Прорыв змеевика в теплообменной камере	Регистрируется по снижению давления, высокому расходу нефти
Загрязнение (коксообразование) змеевика	Регистрируется по увеличению расхода топлива при увеличении температуры на входе или неизменном ее состоянии
Отсутствие или загрязнение смазки в подшипниках	Регистрируется по перегреванию подшипников вентилятора печи



На основании технологического регламента были определены наиболее вероятные аварии по печам ПТБ

НС модуля прогнозирования аварий обучена по наборам данных, которые характерны при этой нештатной ситуации.

По данным наборам обучена нейронная сеть отвечающая за предсказание конкретной аварийной ситуации.

Изначально, до ввода Системы в эксплуатацию, БЗ можно составлять на основании технологических регламентов обслуживания оборудования, и знаний экспертов

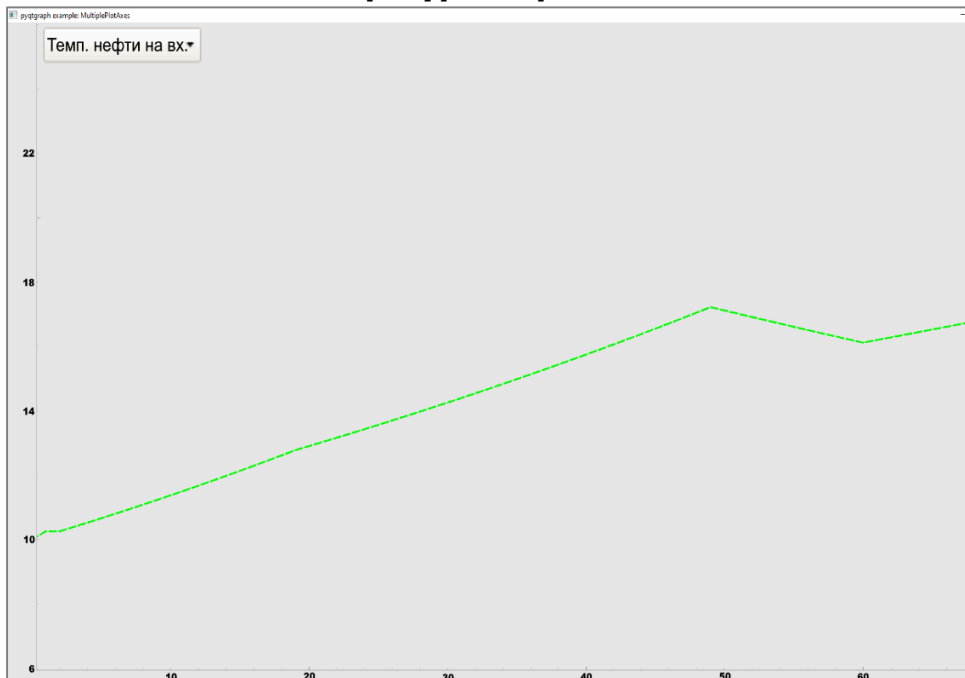


**БЗ**

На промысле БЗ аварийных событий дополняется персоналом - оператор указывает что именно произошло, система автоматически фиксирует значения параметров, которые были в момент аварийной ситуации

# Фиксация аварийной ситуации

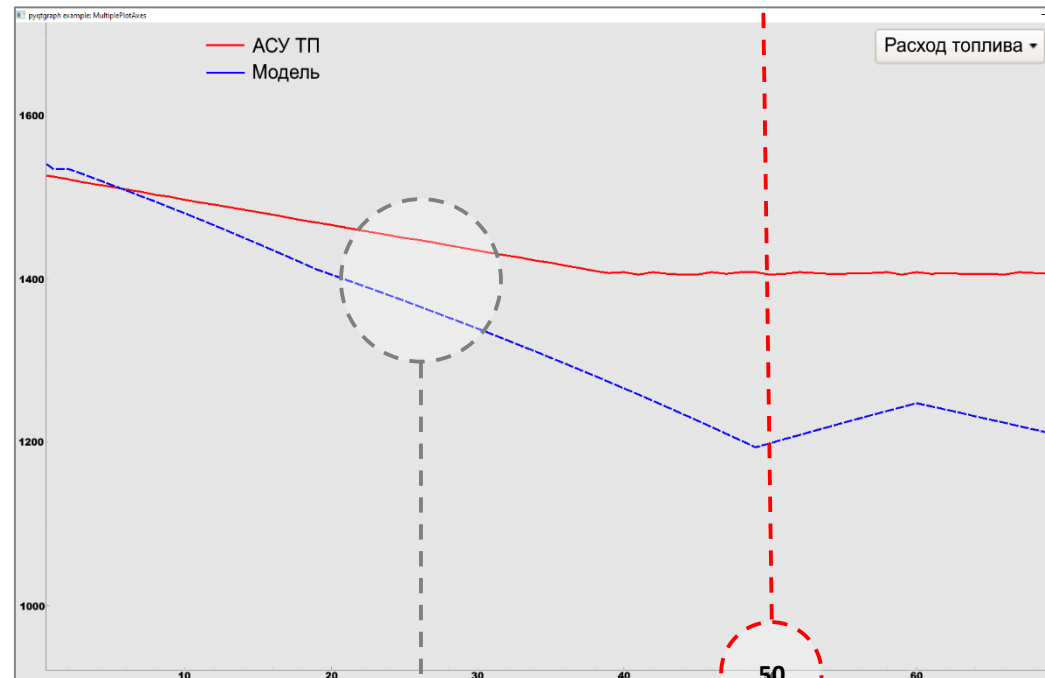
## Температура нефти на входе



В соответствии с ТР проведение тех. обслуживания печи проводится через 90 дней. В том числе в ТО входит проверка состояния поверхности нагрева труб змеевика **(в местах доступных для осмотра)**.

Система прогнозирует аварии, когда оборудование находится в рабочем состоянии, а также нет необходимости останавливать оборудование и проверять его вручную.

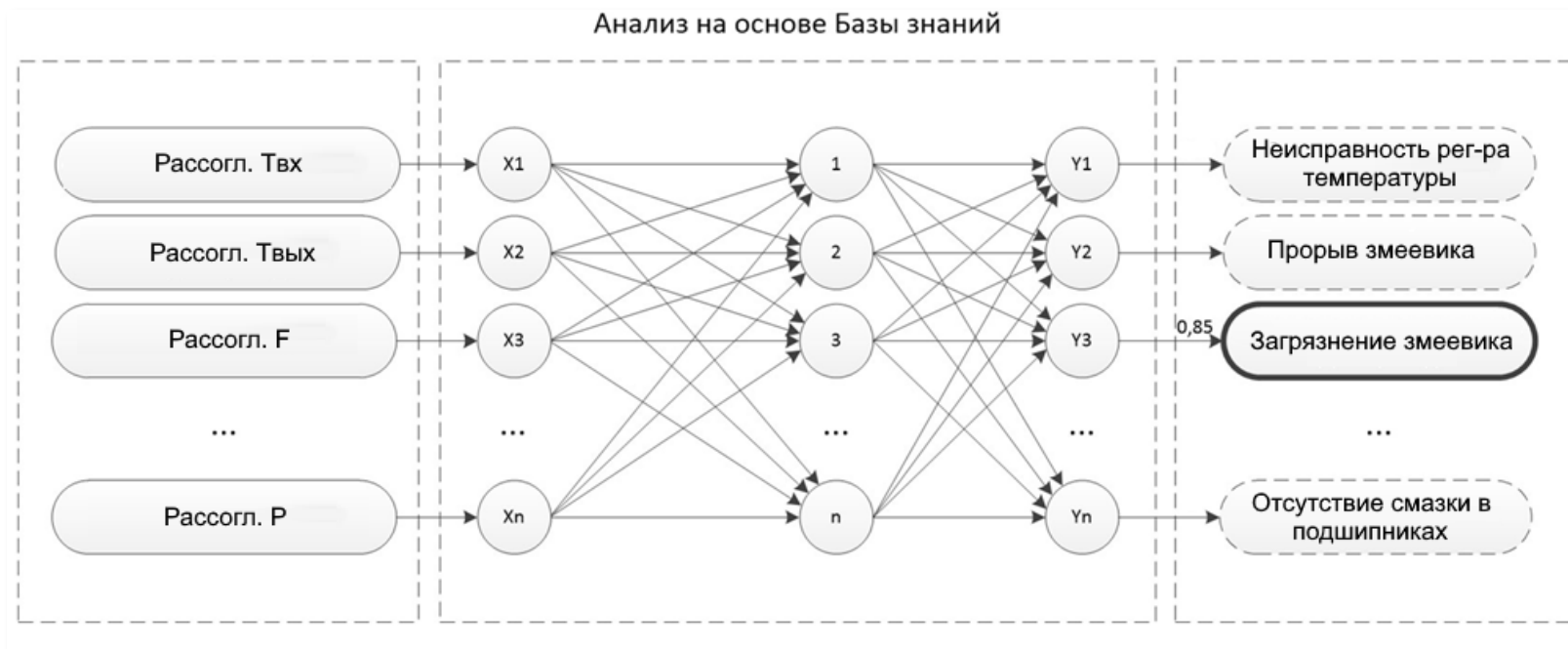
## Расход топлива



Отклонение показаний одного или нескольких параметров от значений эталонной модели фиксируется. Система прогнозирует скорое появление дефекта.

Предотвращает аварийную ситуацию, по графику видно что уже на 50 днях имеется сильное расхождение реальной системы с эталонной моделью.

## Фиксация аварийной ситуации



- ✓ Решение задачи классификации прогнозируемой неисправности.
- ✓ В нейронной сети использовалась функция активации – сигмоид.

```

8 training_inputs = np.array(np.genfromtxt('in.csv', delimiter = ','))
9
10 training_outputs = 1 / np.array([np.genfromtxt('out.csv', delimiter = ',', 'T')]).T
11
12
13 def deriv_sigmoid(x):
14     # Производная от sigmoid: f'(x) = f(x) * (1 - f(x))
15     fx = sigmoid(x)
16     return fx * (1 - fx)
17
18
19 def mse_loss(y_true, y_pred):
20     # y_true и y_pred являются массивами numpy с одинаковой длиной
21     return ((y_true - y_pred) ** 2).mean()
22

```

## Практическое применение

Создание систем поддержки принятия решений и анализа на производстве, автоматизированных систем управления технологическими процессами (АСУТП) и производствами (АСУП) – СППР, модули КИУС, MES систем, связанные с анализом, планированием и оптимизацией, модели цифровых месторождений.



## Экономическая эффективность

**18.01.2019** АО «Ангарская нефтехимическая компания»

Пожар на установке ГК-3  
нефтеперерабатывающего производства.

- 45-дневный ремонт;
- убыток составил порядка **95 млн. руб.**

Затраты на разработку, интеграцию системы	тыс. руб.
Разработка программного обеспечения системы (интерфейс, модули Системы и т.д.)	1220,0
Покупка серверного оборудования	150,0
Покупка коммуникационного оборудования	50,0
Разработка Базы знаний	1220,0
Пуско-наладочные работы	1000,0
Обслуживание системы	529,9
<b>Суммарные затраты, тыс. руб.</b>	<b>4169,0</b>



*Внедрение системы  
позволит выявлять 60%  
дефектов на ранней стадии.*

**Экономический эффект от внедрения системы только на одном объекте**  
**~ 54 млн. руб.**

## Результаты и выводы

- ❑ Разработан подход к разработке и эксплуатации систем комплексного анализа данных.
- ❑ Разработан программный код для модулей системы прогнозирования на примере печи ПТБ-10.
- ❑ Проведено тестирование программы на технологических параметрах, представленных в виде векторов.



Применение системы позволит прогнозировать дефекты еще в «работоспособном» состоянии оборудования.



Автоматически определять косвенные технологические параметры, вносящие вклад в изменении технического состояния.



**РОСНЕФТЬ**  
НАУЧНО-ПРОЕКТНЫЙ  
КОМПЛЕКС

# **Система комплексного анализа данных промысла как инструмент расширения базы алгоритмов АСУ ТП**

Косинцев А.Г.