

**IP\_Prediction3D**

**Прогноз куба параметров продуктивности горных пород  
по набору сейсмических кубов на основе нейронных  
сетей**

**Инструкции пользователя**

**IPLAB LLC**

**Copyright© 2019, ООО «Лаборатория Приезжева». Все права защищены.**

Этот документ содержит конфиденциальную и служебную коммерческую тайну ООО «Лаборатория Приезжева» и не могут быть скопированы или сохранены в информационно-поисковой системы, переданной, используемой, распространять, переводить или передавать в любой форме или любыми средствами, электронными или механическими, полностью или частично без письменного разрешения владельца авторских прав.

# Содержание

1. Введение .....	4
2. Старт .....	5
3. Входные параметры .....	6
4. Вычисления .....	13
5. Результаты .....	16

## 1. Введение

**IP\_Prediction3D** Прогноз с использованием плагина IP\_Seismic (версия: 2019.1.0.0, дата выпуска: ноябрь 2019) может выполняться для прогноза атрибута потенциала продуктивности залежей по набору сейсмических кубов и заданных атрибутов точек добычи нефти и газа.

Существует два основных этапа выполнения прогноза:

Стадия обучения – обучить нейронную сеть, используя наборы пар – а именно, набор точек со значениями атрибута прогнозируемых залежей, а также значений атрибутов кубов в области вокруг пространственного положения точек добычи нефти и газа. На этой стадии все коэффициенты в нейронной сети будут устанавливаться с целью минимизации объективной функции.

Стадия вычислений – выполнение вычислений значений прогнозного атрибута для каждого измерения (смпла) в виртуальном кубе, основанного на геометрии родительского куба.

## **2. Старт**

**Procedures -> Seismic Attributes-> Machine Learning cube prediction**

### 3. Входные параметры

IP Seismic Machine Learning

Machine Learning Seismic Cubes prediction

Input data | Train data Well | Low frequency model | Graphics

Multi wells option: One result all wells together

Algorithm: Linear regression

Seismic cube: Cube\_3800.segy

Max lag inlines: 0

Max lag xlines: 0

Max lag samples: 10

Save operator

Open operator and calculate

Regression parameters

Tikhonov alpha: 0.5

Use Surface: null

Use Constant: 0

shift +up/-down: 0

LFM option: With LFM

PCA option: Remove % 0.5

Calculate results

Correlation analysis

Cancel

Рис. 1 Закладка выбора списка входных сейсмических кубов и задания основных параметров прогноза для модуля **IP\_Prediction3D**

Необходимо определить следующие параметры:

#### **Multi wells option:**

One result all wells together

One result all wells together

Separate result for every well

Average, standard, P10, P50, P90

Average with weights according distance

One result for all wells together – для всех скважин только один результат-без перекрестной валидации.

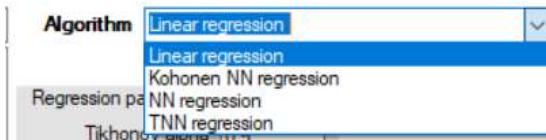
Separate result for every well – для каждой скважины вычисляется свой прогнозный виртуальный куб – этот режим только для определения хороших для прогноза скважин.

Average, standard, P10, P50, P90 – вычисляется среднее, стандартное, P10, P50, P90

Average with weights according to the distance to wells – вычисляется среднее с весами в соответствии с отдельным прогнозом от каждой скважины и с использованием обратных весов по расстоянию до скважин.

.

## Алгоритм



### Linear regression

With parameters:

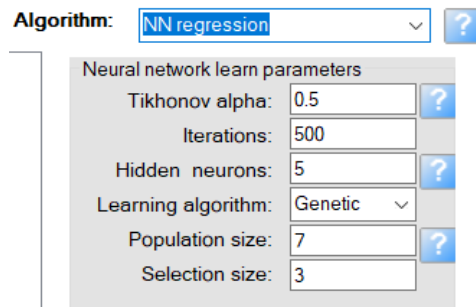
**Tikhonov alpha:**  $>0$  and  $<100$  коэффициент регуляризации Тихонова - позволяет избежать эффекта переобучения. Если  $\alpha=0$ , в этом случае мы можем получить очень хорошую аппроксимацию обучающего набора для прогнозирования, но прогноз может иметь низкую степень точности, а результаты могут быть очень разными для каждой реализации. Если  $\alpha > 0$ , тогда коэффициент корреляции может быть относительно маленьким, но прогноз будет более стабильный с высокой повторяемостью. Если  $\alpha=0$ , тогда коэффициент корреляции может быть близок к 1 и больше, но прогноз будет намного нестабильнее (не повторяемым для разных реализаций). Для проверки стабильности и повторяемости прогноза мы используем контроль качества с "blend well" test.

### Kohonen NN regresion

With parameters:

**Nearest neighbor number** позволяет определить количество похожих кусков трасс к текущей для определения прогнозного значения. Алгоритм работает на принципе подобия формы трассы.

### Neural network regression



**Tikhonov alpha:**  $>0$  and  $<100$  коэффициент регуляризации Тихонова - позволяет избежать эффекта переобучения. Если  $\alpha=0$ , в этом случае мы можем получить очень хорошую аппроксимацию обучающего набора для прогнозирования, но прогноз может иметь низкую степень точности, а результаты могут быть очень разными для каждой реализации. Если  $\alpha > 0$ , тогда коэффициент корреляции может быть относительно маленьким, но прогноз будет более стабильный с высокой повторяемостью. Если  $\alpha=0$ , тогда коэффициент корреляции может быть близок к 1 и больше, но прогноз будет намного нестабильнее (не повторяемым для разных реализаций). Для проверки стабильности и повторяемости прогноза мы используем контроль качества с "blend well" test.

**Iteration:** задает максимальное количество итераций при обучения нейронных сетей.

**Hidden layers neurons:** позволяет определить количество узлов в скрытых слоях для определения нейронной сети. Если нужно определить несколько скрытых слоев, то нужно задать несколько цифр, разделенные запятой, например: 10, 5, 3 означает 10 нейронов в первом скрытом слое, 5 во втором, и 4 в третьем.

**Learning algorithm:**

Genetic – использовать генетический алгоритм для обучения

Gradient – использовать градиентный алгоритм

Hybrid – использовать комбинацию генетического алгоритма и градиентного алгоритма.

**Population size** – размер популяции для генетического алгоритма

**Selection size** – размер выборки для генетического алгоритма

### TNN regression

Algorithm: TNN regression ?

TNeural network learn parameters

Tikhonov alpha:	0.5	?
Iterations:	500	
Hidden neurons:	3	?
Learning algorithm:	Genetic	
Population size:	10	?
Selection size:	5	
Size TFunction:	10	?

**Tikhonov alpha:**  $>0$  and  $<100$  коэффициент регуляризации Тихонова - позволяет избежать эффекта переобучения. Если  $\alpha=0$ , в этом случае мы можем получить очень хорошую аппроксимацию обучающего набора для прогнозирования, но прогноз может иметь низкую степень точности, а результаты могут быть очень разными для каждой реализации. Если  $\alpha > 0$ , тогда коэффициент корреляции может быть относительно маленьким, но прогноз будет более стабильный с высокой повторяемостью. Если  $\alpha=0$ , тогда коэффициент корреляции может быть близок к 1 и больше, но прогноз будет намного нестабильнее (не повторяемым для разных реализаций). Для проверки стабильности и повторяемости прогноза мы используем контроль качества с "blend well" test.

**Iteration:** задает максимальное количество итераций при обучения нейронных сетей.

**Hidden layers neurons:** позволяет определить количество узлов в скрытых слоях для определения нейронной сети. Если нужно определить несколько скрытых слоев, то нужно задать несколько цифр, разделенные запятой, например: 10, 5, 3 означает 10 нейронов в первом скрытом слое, 5 во втором, и 4 в третьем.

**Learning algorithm:**

Hybrid – использовать гибридную комбинацию стохастического алгоритма и градиентного алгоритма.

**Population size** – размер популяции для генетического алгоритма

**Selection size** – размер выборки для генетического алгоритма

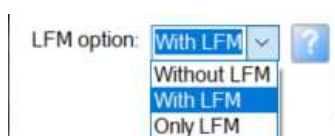


**Size TFunction** – параметр для сетей Колмогорова для задания длины табличной функции  $\geq 3$  и  $\leq 100$

**Seismic cubes:** позволяет добавить или убрать несколько кубов из списка, который будет использоваться для вычислений.

**Radius inlines, Radius xlines, Radius samples:** позволяет определить размер скользящего окна вокруг точек измерения скважин на стадии обучения, а также вокруг точки на сейсмической трассе (sample) на стадии выполнения вычислений.

**LFM option:** определяет алгоритм вычисления низкочастотной модели:



Without LFM - низкочастотная модель не используется.

With LFM - низкочастотная модель будет вычисляться на основе заданных поверхностей в **Top** и **Bottom** и (если поверхностей больше чем 2) в **LFM surfaces Tab**

Only LFM – позволяет вычислять только низкочастотную модель на основе заданных поверхностей и скважинных данных.

Прогноз будет ограничен **Top** и **Bottom**

**Top** поверхность или константа **constant**, с заданным сдвигом **shifts**

**Bottom** поверхность или константа **constant**, с заданным сдвигом **shifts**

Для выбора атрибутов well log необходимо использовать вторую закладку/second tab ( Рис 3).

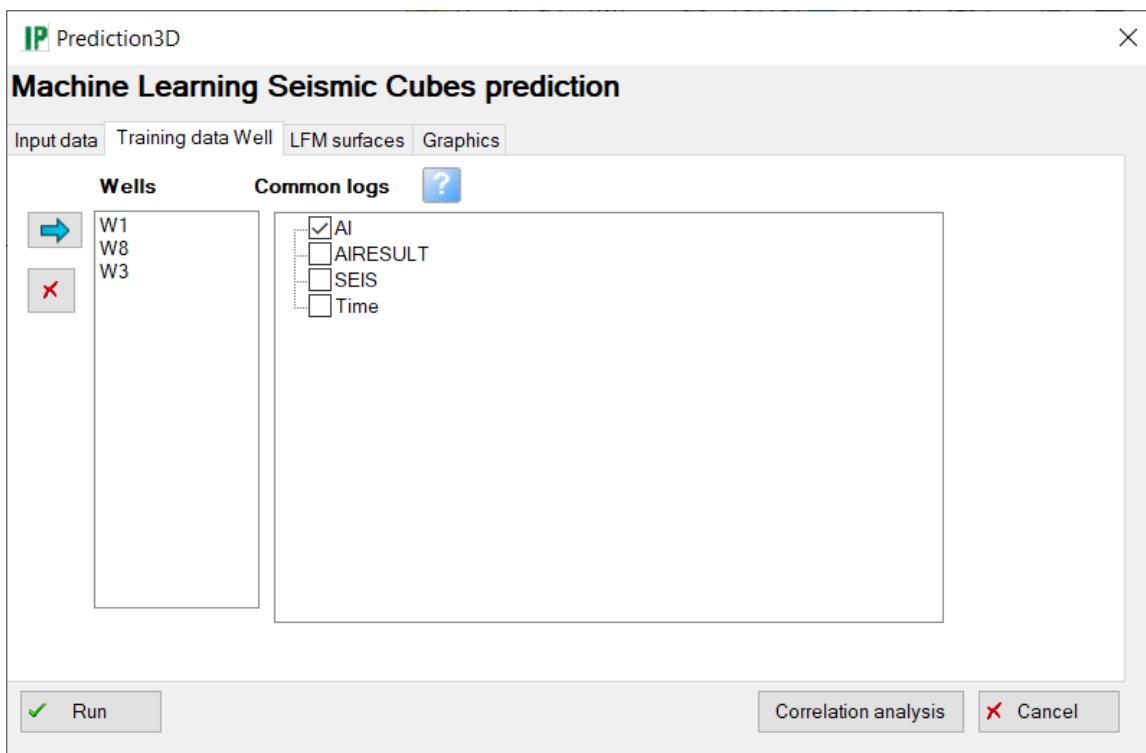
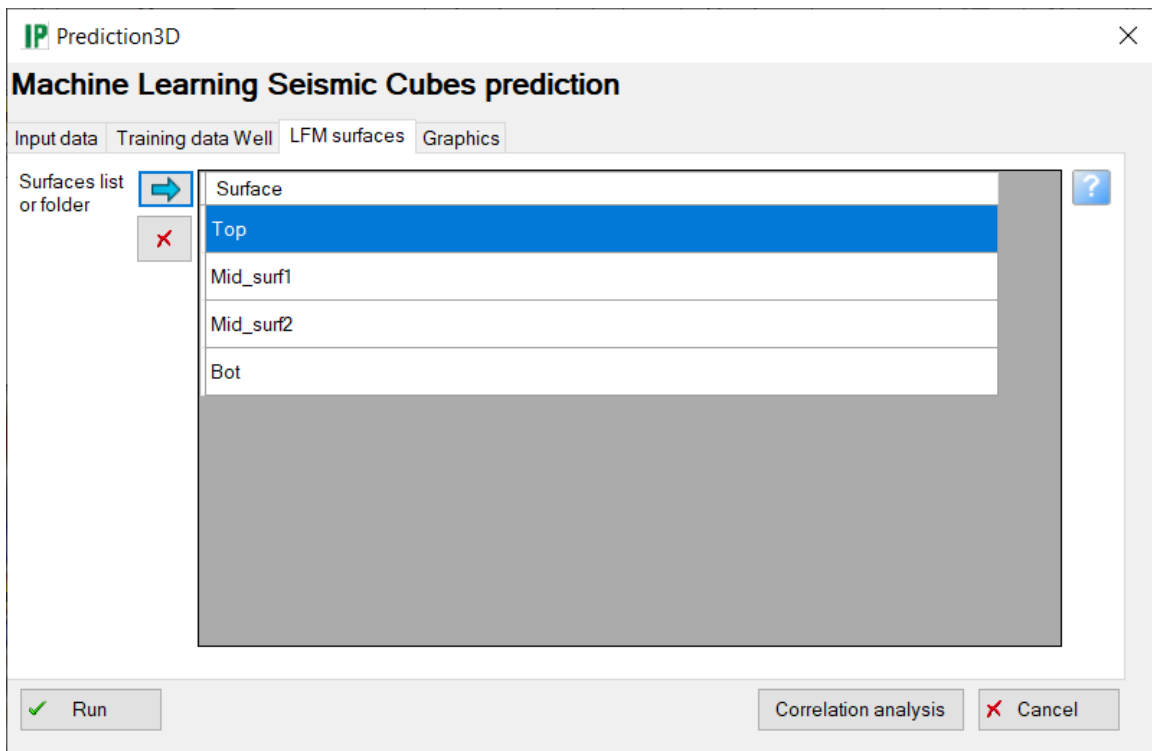


Рис 2: Диалог задания скважин и кривых для прогноза (можно задавать только одну кривую).

Для задания поверхностей для низкочастотной модели если поверхностей больше чем две задаются в **LFM surfaces Tab** (рис 3). При задании поверхностей - они автоматически сортируется по глубине.



*Figure 3: Диалог задания поверхностей для низкочастотной модели если поверхностей больше чем две (автоматически сортируется по глубине).*

Чтобы сделать корреляционный анализ , необходимо установить курсор и нажать на "Correlation Analysis". По окончанию вычисления появится таблица - Рисунок 4 со значениями кросс-корреляции и с главными компонентами (смещение таблицы вправо). Таблица может быть отсортирована для каждой колонки (нажать курсор на имя колонки). Двойное нажатие – сортировка от большого к маленькому.

CorrelationAnalysis														
Restore original setting		Number points used for calculation												
	Perm	Cube[0.0-0.1]	Cube[0.1-0.2]	Cube[0.2-0.3]	Cube[0.3-0.4]	Cube[0.4-0.5]	Cube[0.5-0.6]	Cube[0.6-0.7]	Cube[0.7-0.8]	Cube[0.8-0.9]	Cube[0.9-1.0]	Factor1 weight= 40.00% value= 80.00%	Factor2 weight= 41.47% value= 89.57%	Factor3 weight= 18.53% value= 95.87%
Perm	1.0000000	-0.49470269	-0.03173083	-0.02002000	0.46739152	-0.36266986	-0.22216131	-0.08066796	0.00317607	0.10532117	0.20866086	0.33604362	0.3367	-0.0628
Cube[0.0-0.1]	-0.49470269	1.0000000	0.00103448	0.00197878	0.17604768	0.30209952	0.01227352	-0.25729545	0.48198989	-0.64242277	0.12430723	0.73000099	0.3824	-0.0819
Cube[0.1-0.2]	-0.03173083	0.00103448	1.0000000	0.04620802	0.70602718	0.38240207	0.20772406	-0.08180805	0.27312990	-0.48891236	-0.03432787	0.73000099	0.3824	-0.0819
Cube[0.2-0.3]	-0.02002000	0.00197878	0.04620802	1.0000000	0.84605193	0.76021536	0.64683447	0.20348568	0.00666943	-0.28196740	0.08521077	0.65279613	0.3798	-0.0200
Cube[0.3-0.4]	0.46739152	0.17604768	0.70602718	0.84605193	1.0000000	0.84605193	0.76021536	0.64683447	0.20348568	-0.28196740	0.08521077	0.65279613	0.3798	-0.0200
Cube[0.4-0.5]	-0.36266986	0.30209952	0.38240207	0.76021536	0.84605193	1.0000000	0.84605193	0.76021536	0.64683447	-0.28196740	0.08521077	0.65279613	0.3798	-0.0200
Cube[0.5-0.6]	-0.22216131	0.01227352	0.20772406	0.64683447	0.76021536	0.84605193	1.0000000	0.84605193	0.76021536	-0.28196740	0.08521077	0.65279613	0.3798	-0.0200
Cube[0.6-0.7]	-0.08066796	0.48198989	-0.48891236	0.27312990	-0.08180805	0.27312990	-0.08180805	1.0000000	0.84605193	-0.28196740	0.08521077	0.65279613	0.3798	-0.0200
Cube[0.7-0.8]	0.00317607	0.12430723	-0.03432787	0.73000099	0.65279613	0.65279613	0.73000099	0.84605193	1.0000000	-0.28196740	0.08521077	0.65279613	0.3798	-0.0200
Cube[0.8-0.9]	0.20866086	0.73000099	0.38240207	0.65279613	0.3798	0.3798	0.65279613	-0.28196740	-0.08521077	1.0000000	0.65279613	0.3798	-0.0200	0.2087
Cube[0.9-1.0]	0.33604362	0.3367	-0.0628	-0.0200	-0.0200	-0.0200	-0.0200	-0.0200	-0.0200	-0.0200	1.0000000	0.3367	0.3367	0.3367

Рис 4: Таблица со значениями кросс-корреляции и с главными компонентами

## 4. Вычисления

Чтобы начать вычисление, необходимо нажать кнопку "Calculate result" (на стадии обучения ошибки и кривые корреляции будут вычисляться в окне Graphics (смотри Рис. 5)).

Если **Cross validation** =0, то только две кривые будут вычисляться, а если **Cross validation** >0, то будут отображаться четыре кривые со значением ошибки и корреляции в соответствии с cross validation set of points (смотри Рис. 6). Дисперсия кривых контроля качества вокруг основных кривых позволяет установить предсказуемость оператора.

Если применить **Number realization** >3, то результаты прогноза будут вычисляться несколько раз в соответствии с указанным числом (смотри Рис. 7).

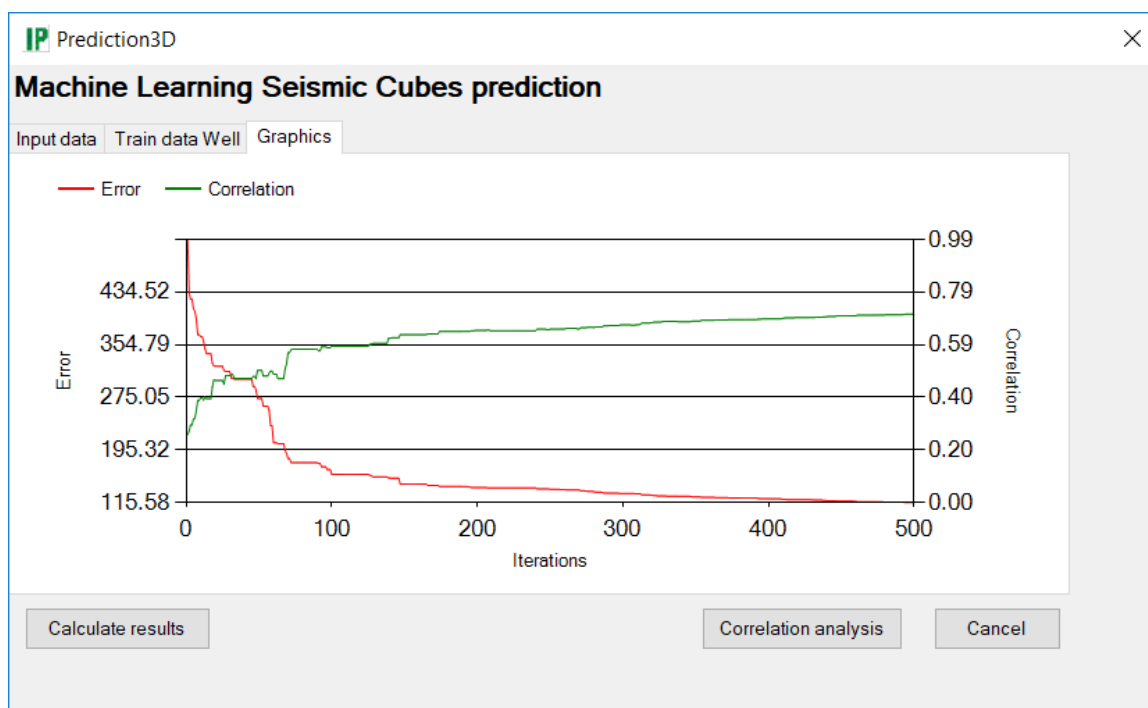


Figure 5: Окно выходного графика с ошибкой и корреляцией во время проведения обучающих итераций. (количество реализаций =1 и кросс валидация =0)

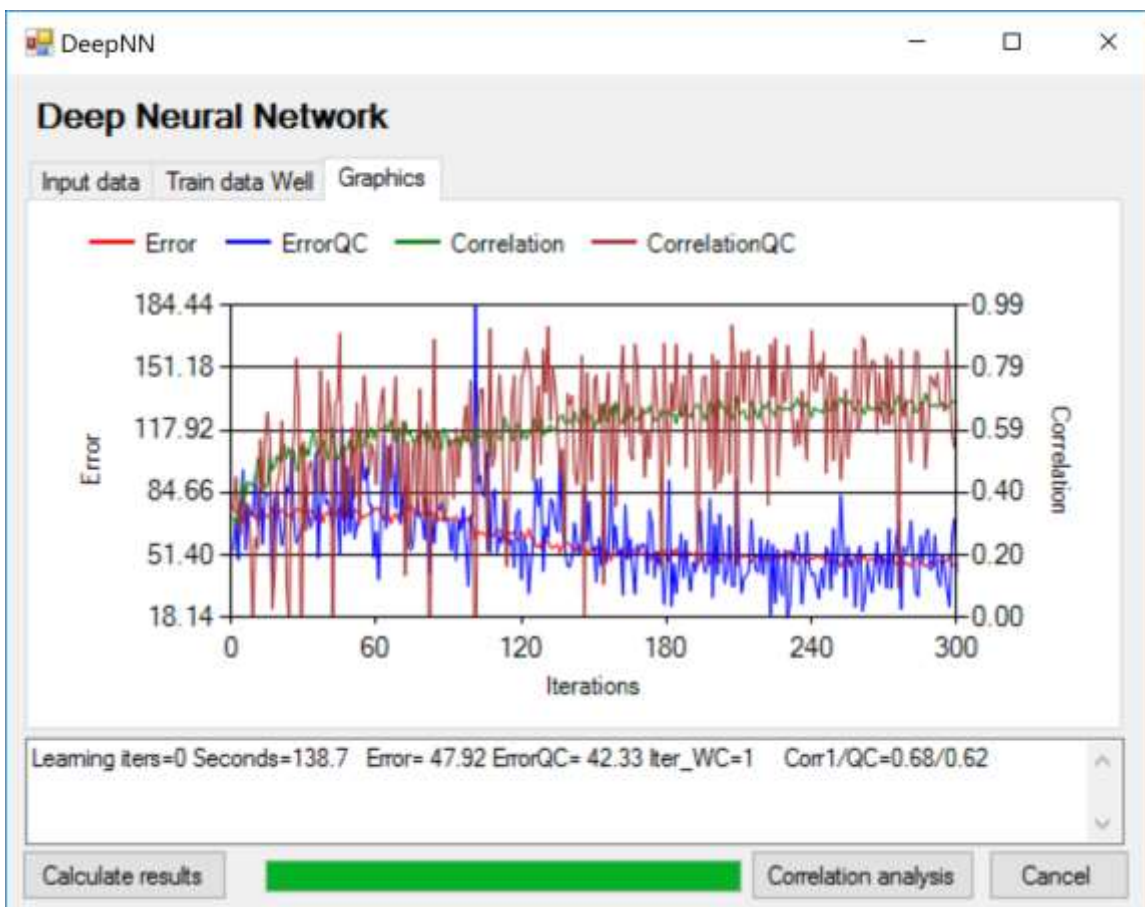


Рис. 6: Окно выходного графика с ошибкой и значениями корреляции для используемых наборов контроля качества на стадии обучающих итераций ( количество итераций =1 и кросс валидация =10)

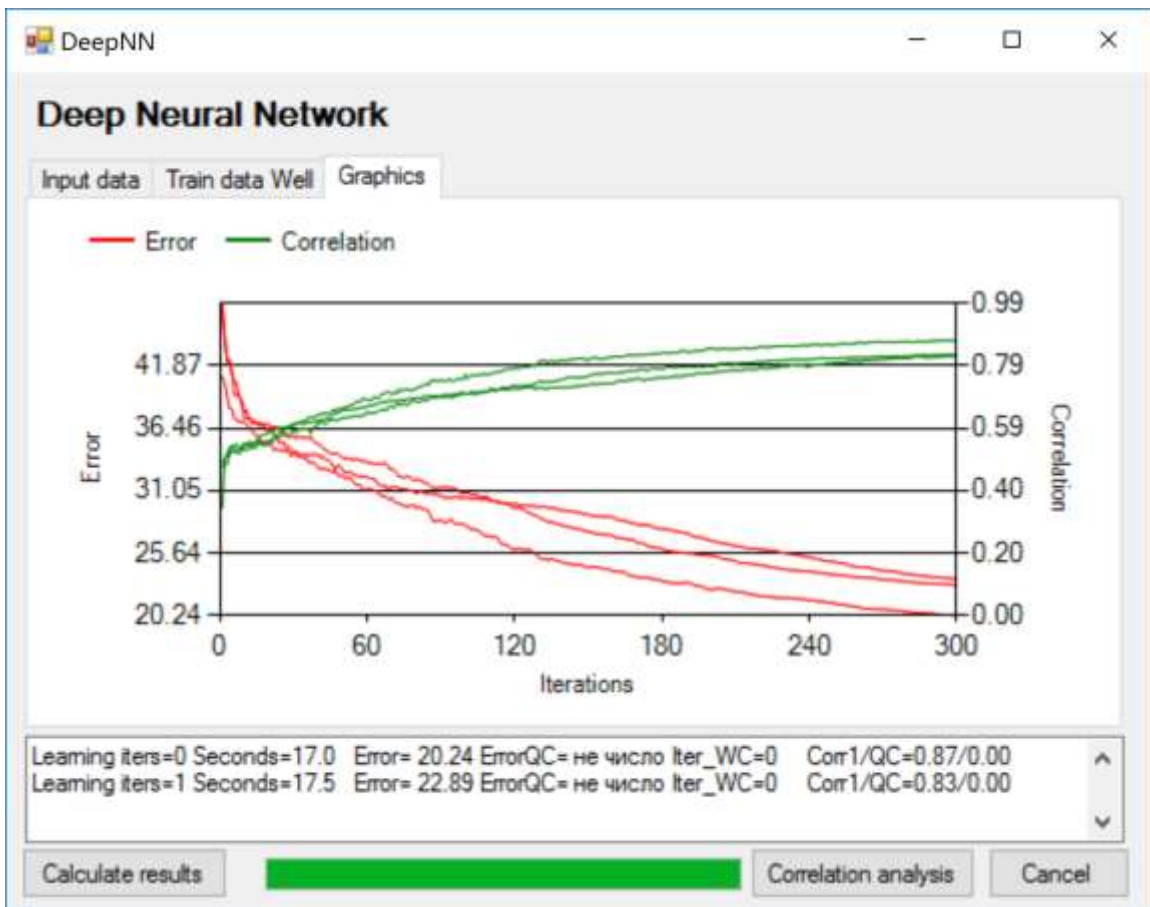


Рис. 7: Окно выходного графика с ошибкой и корреляцией во время проведения обучающих итераций. (количество реализаций =3 and кросс валидация =0)

## 5. Результаты

Прогнозируемые кубы будут добавлены как виртуальные кубы в соответствии с

### ***Multi wells option***

**One result for all wells together** – для всех скважин будет только один прогнозный куб

**Separate result for every well** – для каждой скважины будет отдельный прогнозный куб

**Average, standard, P10, P50, P90** для всех скважин будут вычислены несколько кубов – средний прогноз, стандартное отклонение, P10, P50, P90 на основе отдельных прогнозов по скважинам с именами

***ML\_<Algorithm>\_Avr, ML\_<Algorithm>\_Std, ML\_<Algorithm>\_P10, ML\_<Algorithm>\_P50, ML\_<Algorithm>\_P90***

**Average with weights according to the distance to wells** – вычислить среднее взвешивание по прогнозу от каждой скважины и с использованием обратных весов с соответствии с расстояниями до скважин. Для получения результатов нет необходимости применять отдельную процедуру сопоставления скважин.

Результат - это два виртуальных куба с именами ***ML\_<Algorithm>\_Avr, ML\_<Algorithm>\_Std***



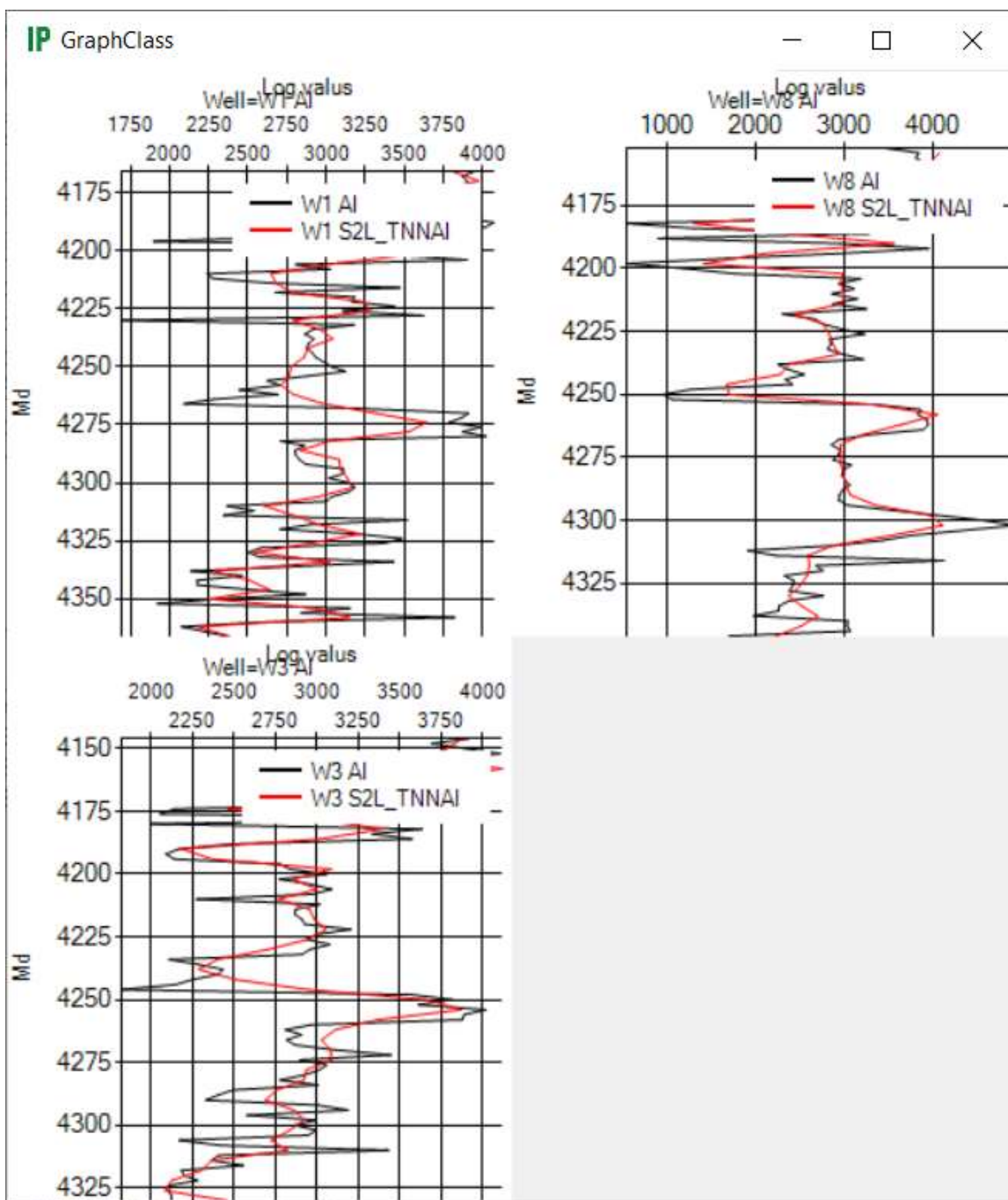


Figure 8: Well logs predicted and measured

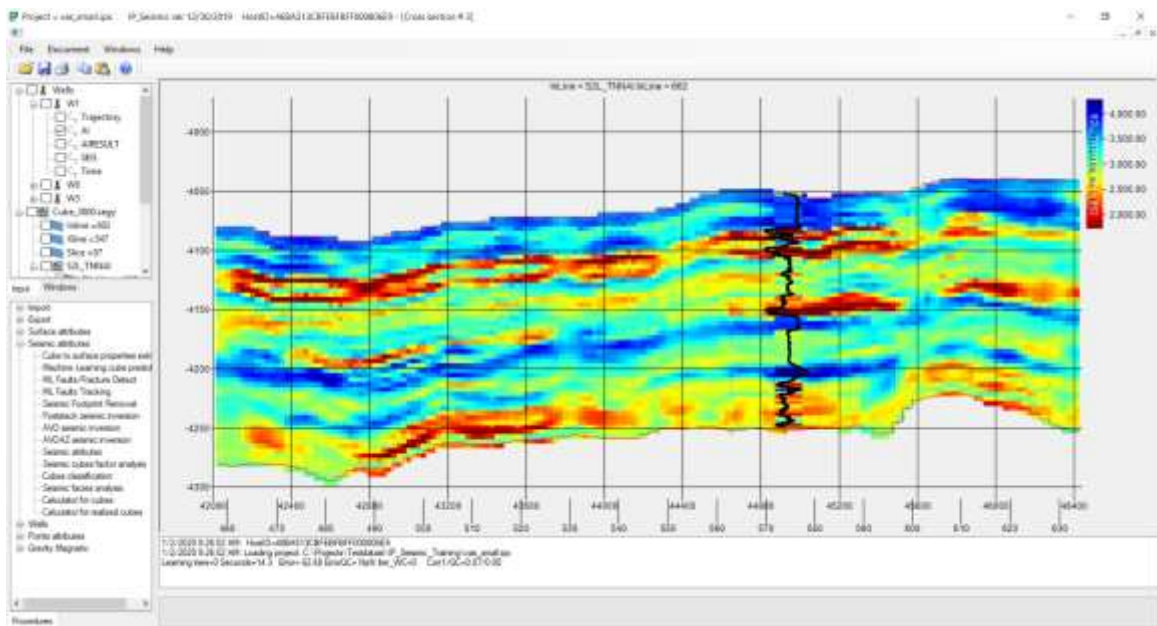


Figure 9: Virtual cube result