

Исследование методов прогнозирования показателей эффективности на примере нефтяного месторождения

Б.А. Курбанов¹, Т.И. Тухбатуллин¹, З.Р. Ханова¹, В.В. Мокшин¹

¹Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева – КАИ, Карла Маркса 10, Казань, Россия, 420111

Аннотация

В данной работе рассматривается модель исследования нефтяных скважин с использованием нейронных сетей и прогнозирование в среде Matlab. В качестве методов обучения рассматривается алгоритм Левенберга-Марквардта и метод градиентного спуска. Приведены графики, иллюстрирующие сравнение методов и результаты работы рассматриваемых алгоритмов. Проводится оценка качества модели по критерию Фишера и коэффициенту множественной детерминации для трехсот и четырехсот выходных значений. Для анализа были использованы данные по исследованию нефтяных скважин.

Ключевые слова

Нейронная сеть, Matlab, прогнозирование, метод градиентного спуска, метод Левенберга-Марквардта, рентабельность скважин

1. Введение

В настоящий момент искусственный интеллект прочно внедрился во многие сферы. Он помогает решать огромное число практических задач. Данное направление является очень перспективным, так как приближает наше будущее к реальности фантастических фильмов, это достигается с помощью использования нейронных сетей. Они применяются как в бизнесе, так и маркетинговой работе, в сфере развлечений и безопасности. Нейронные сети исследуются самыми передовыми компаниями, такими как Google и Microsoft, такие обстоятельства способствуют новым открытиям.

В работе рассматривается задача построения модели анализа нефтяных скважин на основе данных, получаемых в результате анализа текущих показателей функционирования и телеметрии. На основе собранного набора данных, например, таких как тип насоса, насыщение, динамический уровень затрубного пространства, плотность нефти, рентабельность и др. рассмотрим возможности нескольких методов прогнозирования [1-3].

2. Основная часть

С помощью алгоритма Левенберга-Марквардта осуществляется оптимизация формируемой нейронной сети, а также прогнозирование. Среднеквадратичная ошибка модели на обучающей выборке выступает в роли критерия оптимизации модели. В алгоритме предполагается последовательное приближение заданных начальных значений параметров к искомому локальному оптимуму [4,5].

Представлена обучающая выборка- множество пар свободной переменной $x \in X^M$ и зависимой переменной $y \in Y^M$. Также представлена функциональная зависимость в виде регрессионной модели $y = f(w, x_n)$, которая непрерывно дифференцируема в области WX , где параметр w выступает в роли вектора весовых коэффициентов. Необходимо определить значение w такое, чтобы оно доставляло локальный минимум функции ошибки $E_D = \sum_{n=1}^N (y_n - f(w, x_n))^2$.

Получив все необходимые данные, осуществляем сравнение полученных моделей, обученных методом градиентного спуска, с помощью алгоритма Левенберга-Марквардта, а также регрессионных моделей. Результаты сравнения методов по коэффициенту множественной

детерминации (R^2), коэффициенту Фишера (F) и отношению стандартной ошибки к среднему ($Std/y_{cp.}$) приведены в табл. 1.

Таблица 1

Критерии оценки полученных моделей (по 400 значениям)

Заголовок 1	Результативный показатель	R^2	F	$Std/y_{cp.}$
Регрессионная модель	Y1	0.3956	13.0884	0.0083
	Y2	0.3841	12.4719	0.0765
	Y3	0.9291	261.9611	1.7775e-06
Алгоритм Левенберга-Марквардта	Y1	0.9254	252.4382	0.0047
	Y2	0.8783	150.4531	0.0460
	Y3	0.8028	20.2621	3.7886e-07
Метод градиентного спуска	Y1	0.8319	99.2186	0.0056
	Y2	0.3656	11.5286	0.0778
	Y3	0.9767	839.4456	3.2583e-06

3. Заключение

Таким образом, оценив полученные значения спрогнозированных и обученных нейронных сетей по методу градиентного спуска и алгоритма Левенберга-Марквардта, мы можем прийти к выводу, что данные, полученные с помощью вышесказанных алгоритмов, для выходных параметров Y1 и Y2 имеют приближенные значения, а для Y3 абсолютно разные. Причем, стоит отметить, что Y1 и Y2 являются классификационными признаками и для них нейронная сеть с рассматриваемыми методами обучения вполне пригодна. В то время как Y3 является более динамически меняющимся параметром и для него регрессионная модель вполне применима (табл. 1). По полученным результатам можно оценивать планируемое мероприятие – Y1, рентабельность скважины – Y2, а также маржинальный доход – Y3, а также оценивать значимое влияние входных параметров с возможным выявлением значимости.

4. Литература

- [1] Городецкий, С. Ю. Нелинейное программирование и многоэкстремальная оптимизация / С. Ю. Городецкий, В. А. Гришагин. – Нижний Новгород: Издательство Нижегородского Университета, 2007. – С. 357-363.
- [2] Горбань, А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
- [3] Yang, J. Indoor space compositions based on genetic algorithms to optimize neural networks / J. Yang // Physical Communication. – 2020.
- [4] Gaoa, Z. A novel method to compute the weights of neural networks / Z. Gaoa, Y. Chena, Z. Yi // Neurocomputing. – 2020. – Vol. 407. – P. 409-427.
- [5] Семейкин, В.Д. Моделирование искусственных нейронных сетей в среде Matlab / В.Д. Семейкин, А.В. Скупченко // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2009. – № 1.
- [6] Mokshin, A. Adaptive genetic algorithms used to analyze behavior of complex system / A. Mokshin, V. Mokshin, L. Sharnin // Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation. – 2019. – Vol. 71. – P. 174-186.