



Прогноз температурного режима в криолитозоне



Ираклий МАЦКЕПЛАДЗЕ

Irakly G. MAZKEPLADZE

Использование нейронных сетей для прогнозирования температурного режима основания земляного полотна в криолитозоне по информации, накопленной в системе геомониторинга. Дообучение сети при накоплении новых массивов данных.

Ключевые слова: прогнозирование, вечная мерзлота, температурный режим, железная дорога, земляное полотно, нейронная сеть, мониторинг.

Мацкепладзе Ираклий Георгиевич – первый заместитель генерального директора, директор филиала ОАО «СГК-трансстройЯмал».

Подавляющее большинство новых железных дорог в настоящее время строится на многолетнемерзлых основаниях в криолитозоне. Беспрецедентные по сложности условия строительства, требующие уникальных инженерных и конструктивно-технологических решений, обуславливают необходимость новых подходов к обеспечению безопасности и надежности транспортных объектов.

Одним из условий обеспечения надежной и безопасной работы инженерных сооружений на вечной мерзлоте является прогнозирование ее состояния на основе постоянных наблюдений. Для этого создаются сети мониторинга. На практике они разворачиваются в начальный период строительства, когда, с одной стороны, уже существует потребность в оценке состояния вечной мерзлоты, а с другой – отсутствуют нужные для построения достоверных прогнозов массивы данных. Их накопление возможно только с течением времени.

Вместе с тем именно на начальный период, надо заметить, приходится значительные затраты на создание сети геомониторинга. Поэтому разработка методов прогнозирования, позволяющих получать

качественные результаты по относительно небольшим массивам данных, а кроме того, заставляющих с достойной отдачей работать вложенные финансовые средства, остается неизменно актуальной задачей.

Методы решения таких задач могут быть разные. Рассмотрим характерный пример использования данных измерений температуры в скважине 4 о-5 с на ПК 3132+9 мониторинговой сети новой железнодорожной линии Обская–Бованенково. Температура фиксировалась в восьми точках с интервалом 1 м по глубине скважины ежедневно в 10 часов с 4.07.2009 по 29.08.2010 года. Ход температур в точках измерения представлен на рис. 1.

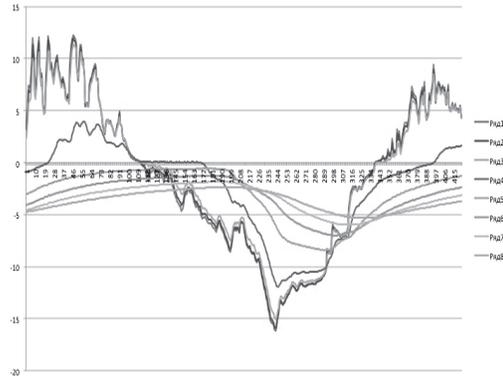


Рис. 1. Годовой ход температур в точках измерения в скважине 4о-5с на ПК 3132+9 мониторинговой сети железнодорожной линии Обская–Бованенково.

Оценивая распределения температур по глубине скважины, полученные в разные периоды года (рис. 2–4), можно отметить, что, начиная с некоторой глубины, температура в скважине не зависит от ее показателей на поверхности. А температура слоя грунта, лежащего выше этой глубины, определяется температурой на поверхности и тепловой инерцией грунтового массива.

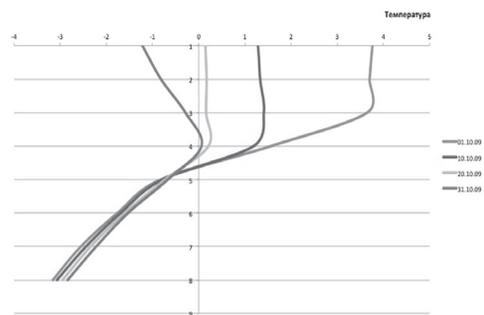


Рис. 2. Распределение температур по глубине, октябрь 2009 г.

В то же время анализ графиков, приведенных на рис. 1, показывает, что глубина протаивания грунта зависит как от короткопериодических колебаний температуры в поверхностном слое, так и накопленного за период устойчивых отрицательных температур запаса холода в нижних слоях грунтового массива. Поэтому можно считать, что основным фактором, влияющим на температурный режим вечной мерзлоты, является годовое распределение среднемесячных температур $\bar{t}_{мес}$.

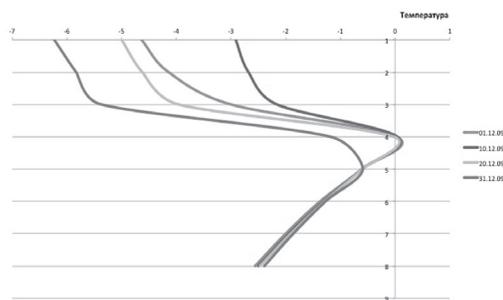


Рис. 3. Распределение температур по глубине, декабрь 2009 г.

Температурный режим поверхностного слоя вечной мерзлоты будем характеризовать следующими параметрами: максимальная глубина h_{0max} протаивания, начало периода T_n протаивания, конец периода T_k протаивания T_k .

Получение аналитических зависимостей этих параметров от годового распределения среднемесячных температур $h_{0max} = f(\bar{t}_{мес})$, $T_n = f(\bar{t}_{мес})$ и $T_k = f(\bar{t}_{мес})$ в удобном для решения практических задач виде затруднено. Поэтому для прогноза

температурного режима вечной мерзлоты целесообразно выполнить аппроксимацию этих зависимостей по накопленным в системе мониторинга данным. Наиболее удобным инструментарием для подобных целей, на наш взгляд, следует считать использование нейронных сетей.

Элементом сети является нейрон, схема которого показана на рис. 5.



Рис. 4.
Распределение температур по глубине, июнь 2010 г.

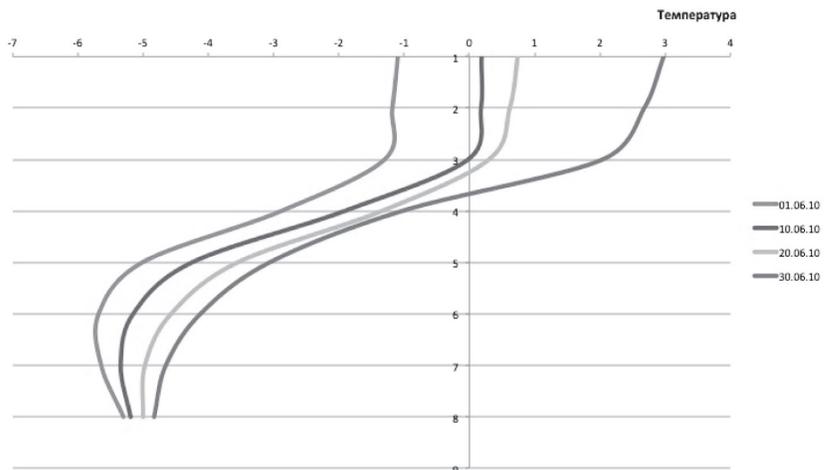
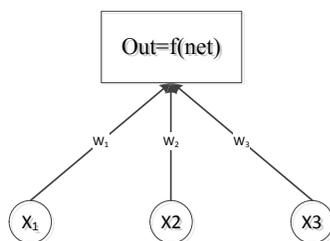


Рис. 5. Нейрон.



Он имеет несколько входов (на рисунке — $x_1 \dots x_3$), значения которых передаются для вычисления выходного значения Out по формуле (1).

$$Out = f(net), \tag{1}$$

$$net = \sum x_i w_i, \tag{2}$$

где x_i — значение входа нейрона;

w_i — весовой коэффициент входа.

В качестве функции выхода в нашем

исследовании используются линейная и тангенциальная (3) функции.

$$th(net) = \frac{e^{net} - e^{-net}}{e^{net} + e^{-net}}. \tag{3}$$

Нейроны комбинируются в сеть, которая может состоять из произвольного числа слоев (рис. 6).

Несмотря на то что, как видно из названия, нейронные сети первоначально были ориентированы на моделирование работы мозговых структур, по своей математической сути они представляют собой нелинейные преобразования линейных комбинаций значений, подаваемых на вход (4). Весовые коэффициенты w_i формируются в процессе обучения сети, что позволяет более гибко подходить к подбору аппрок-

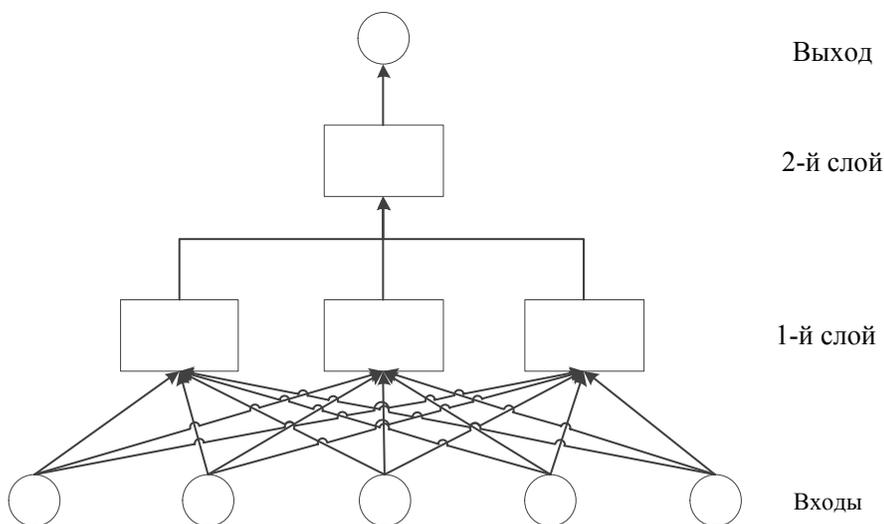


Рис. 6. Пример нейронной сети.

симирующей зависимости, чем при использовании классических математических методов, например, метода наименьших квадратов.

$$f(x) = F \left(\sum_{i_N} w_{i_N, j_N} \dots \sum_{i_2} w_{i_2, j_2} F \left(\underbrace{\sum_{i_1} w_{i_1, j_1} x_{i_1, j_1} - \theta_{i_1, j_1}}_{\text{слой 1}} \right) - \theta_{i_2, j_2} \dots - \theta_{i_N, j_N} \right)$$

При наличии нейронов с определёнными функциями активации нейронная сеть является универсальным аппроксиматором, то есть может с необходимой точностью воспроизводить произвольную непрерывную функцию на заданной области определения. Дополнительное достоинство нейронной сети – возможность ее дообучения при накоплении новых массивов данных, что очень существенно для решаемой нами задачи при постоянно пополняемой информацией системе мониторинга.

Построим нейронные сети, позволяющие прогнозировать максимальную глубину $h_{0, max}$ протаивания, начало T_n и завершение T_k периода протаивания. Как уже было сказано, в ходе исследования накоплены значения температур за 14 месяцев наблюдений, поэтому построена двухслойная нейронная сеть, имеющая 14 входов. Первый слой состоит из пяти нейронов с тангенциальной функцией активации. Второй содержит один нейрон с линейной функцией активации. Предварительный анализ показал, что сеть такой архитектуры позволяет получить минимальные ошибки аппроксимации при решении нашей задачи.

Для обучения сети по данным измерений температур в скважине 4 о-5 с на ПК 3132+9 построены пять обучающих и одна тестовая последовательность. Соответ-

Таблица 1

Результаты обучения и тестирования нейронной сети

Прогнозируемый параметр	Выход сети при обучении	Тестовое значение
Максимальная глубина протаивания	3,5	3,5
Начало периода протаивания, мес.	3,12	3,12
Конец периода протаивания, мес.	9,6	9,6

ственно им температуры каждого месяца последовательно объединены в группы по принципу 1-й, 7-й, 14-й ..., 2-й, 8-й, 15-й ..., 3-й, 9-й, 16-й ... и так далее. По любой из шести групп рассчитана среднемесячная температура. Первые пять групп использованы для обучения нейронной сети (определения матрицы весовых коэффициентов). График уменьшения ошибки сети в процессе обучения представлен на рис. 7. Видно, что за 20 эпох обучения ошибка уменьшается до 10^{-20} .

Результаты обучения (столбец 2) и тестирования сети (столбец 3) представлены в таблице 1.

Совпадение результатов показывает, что описанные в статье нейронные сети после обучения предложенным способом могут быть применены для прогнозирования состояния режима вечной мерзлоты по данным сети геомониторинга.

ЛИТЕРАТУРА

1. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учеб. пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2000.
2. Ашпиз Е. С. Отчет о НИР по договору № 268 от 01.07.2010 г. «Проведение наблюдений на участках геомониторинговой сети на новой железнодорожной линии Обская–Бованенково (участок км 267 – км 330). Разработка рекомендаций по оптимизации конструкции земляного полотна» – М.: МИИТ, 2011. ●

FORECASTING OF TEMPERATURE REGIME IN CRYOLITE ZONE

Mazkepladze, Irakly G. – first vice director general, director of a subsidiary to JSC SGC-transstroyYamal.

The author describes neural nets used to forecast temperature regime of the bedding of subgrade in cryolite zone on the basis of cumulated geo monitoring data. He also depicts reeducation of the net in the process of new data accumulation.

Key words: forecasting, permafrost, temeperature regime, railway, subgrade, neural net, monitoring.

Координаты автора (contact information): Мацкепладзе И. Г. – migyts@mail.ru.

