

Модель планирования дорожных работ на основе нейронных сетей

Д.П. Броварный (Калининградский государственный технический университет)

Географически распределенные неисправности дорожного хозяйства и парк техники, применяемой для ремонта дорог, представлены в виде множества дефектов и множества механизмов восстановления инфраструктуры дорожной сети. Каждый элемент множества дефектов обладает ценой ущерба в случае его реализации, каждый элемент множества механизмов восстановления – стоимостью и эффективностью относительно подмножества покрываемых дефектов. Разработан алгоритм, позволяющий определить подмножество элементов из множества механизмов восстановления, при котором реализуется условие минимума непокрытого ущерба при заданной стоимости механизмов восстановления. Задача решается с применением нейросетевого базиса.

Ключевые слова: геоинформационные системы, дорожное хозяйство, системы контроля состояния дорог, уязвимость дорожной сети, механизм восстановления дорожной сети, эффективное распределение ресурсов.

Для эффективной эксплуатации транспортной сети предлагается комплексный подход, реализующий процесс оптимального динамического распределения технологического оборудования и единиц дорожной техники на устранение разного рода дефектов. Условия динамично изменяющегося перечня неисправностей дорожной сети и требования по оперативности и размерности решения задач о выборе номенклатуры механизмов восстановления привели к необходимости оптимизации распределения средств на восстановление дорожной сети в "быстром" – нейросетевом базисе.

Постановка задачи

1. Множество дефектов $\{v_i\}$, $i = 1, \dots, N$, где N – общее число дефектов дорожной сети;
2. Множество механизмов восстановления (единиц дорожной техники) $\{d_j\}$, $j = 1, \dots, M$, где M – общее число механизмов ремонта и восстановления дорожной сети.
3. Каждому элементу v_i множества дефектов в результате статистических исследований либо экспертных оценок сопоставлен ущерб c_i , $i = 1, \dots, N$, характеризующий степень убытка владельца дорожной сети в случае реализации i -го дефекта.
4. Каждый механизм восстановления d_j обладает некоторой эффективностью g_j , $j = 1, \dots, M$ на множестве дефектов $\{v_i\}$ и стоимостью p_j , $j = 1, \dots, M$ (затратами на его использование в классе дорожных работ). Если задан-

ный механизм восстановления обладает нулевой эффективностью относительно какого-либо дефекта v_i , то можно говорить об ограниченном числе дефектов, покрываемых заданным механизмом восстановления:

$$g_j = \sum_{i=1}^L c_{ji}, \quad j = 1, \dots, M, \quad i = 1, \dots, L,$$

L – число уязвимостей, покрываемых j -м механизмом восстановления дорожной сети. Иными словами, c_{ji} – показатель эффективности назначения s -го механизма восстановления на i -й дефект.

Так как механизмом восстановления считается единица техники или каждый вариант сочетания единиц дорожной техники, то возможности полного перебора весьма ограничены [1].

Требуется создать алгоритм, позволяющий определить подмножество элементов из множества $\{d_j\}$ механизмов восстановления, при котором реализуется условие минимума непокрытого ущерба, при заданной P стоимости (ограничениях на стоимость) механизмов восстановления:

$$\sum_{i=1}^{N'} c_i \rightarrow \min, \quad \sum_{j=1}^{M'} p_j \leq P, \quad i = \overline{1, N'}, \quad j = \overline{1, M'},$$

где N' – число непокрытых дефектов дорожной сети, M' – мощность множества задействованных механизмов восстановления.

Оптимизационная модель

Одними из немногих нейросетевых архитектур, позволяющих за счет топологии связей сконструировать требуемую энергетическую функцию задачи о назначениях, являются архитектуры динамических нейронных сетей (НС) Хопфилда [2]. Множество дефектов, объединенных в уникальные группы, принимается как работа в классической задаче о назначениях (рис. 1).

Пусть $j = 1, 2, \dots, M$ – номера механизмов восстановления d_j , где M – общее число механизмов восстановления дорожной сети; $i = 1, \dots, N$ – номера дефектов v_i , где N – общее число дефектов дорожной сети. Обозначим через $R = \|r_{ji}\|$ – $N \times M$ матрицу производи-

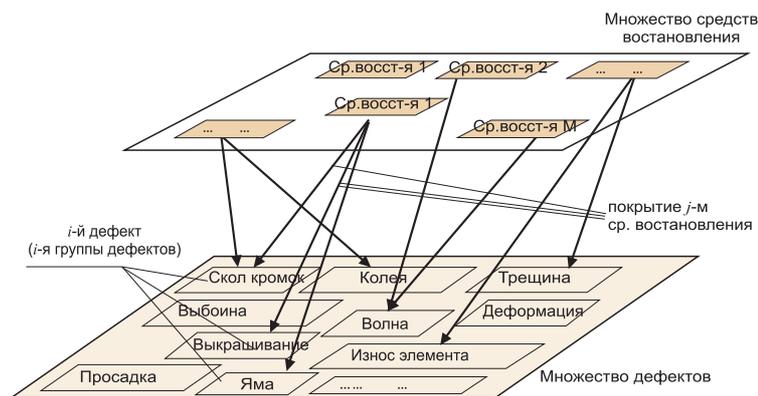


Рис. 1. Группа дефектов представляется, как i -я работа; j -е средство восстановления дорожного полотна представляется, как j -й исполнитель комбинаторной задачи о назначениях с аддитивным критерием оптимальности

При планировании дорожных работ следует учитывать, что по сегодняшний день дорогам будут ездить на застрявших машинах с послезавтрашней скоростью...

Журнал "Автоматизация в промышленности"

тельностью, элементы которой r_{ji} представляют собой эффективность средства восстановления с номером j относительно дефекта (группы дефектов) с номером i . Каждый элемент x_{ji} матрицы $X = \|x_{ji}\|$ размера $N \times M$ принимает значение 1, если средство восстановления с номером j будет покрывать дефект с номером i , и значение 0 – в противном случае. Ограничения модели представлены системой уравнений:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^M x_{ji} \leq 1, i = \overline{1, N}, \\ \sum_{i=1}^N x_{ji} \leq 1, j = \overline{1, M}, \\ x_{ji} \in \{0, 1\}, j = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}. \end{cases} \quad (1)$$

Определим матрицу назначений X , при которой имеет место критерий оптимальности:

$$F(X) = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N r_{ji} x_{ji} \rightarrow \min. \quad (2)$$

Введем в рассмотрение сеть бинарных нейронов, представляющую собой матрицу размерностью $n \times n$, где $n = N = M$ – число средств восстановления или групп дефектов. Каждой целочисленной переменной x_{ij} поставим в соответствие выходной сигнал ij -го нейрона u_{ij} , стоящего в i -й строке и j -м столбце матрицы сети.

$$(x_{ij} = 1) \Leftrightarrow (u_{ij} = 1), \forall i, j \in \overline{1, n}. \quad (3)$$

На рис. 2 схематично представлена матрица сети в состоянии покоя, где в виде черных квадратов изображены нейроны с единичными выходными сигналами. В соответствии с (3) интерпретируем ограничения (1) и целевую функцию (2), в результате получаем (4)-(7):

$$\sum_{j=1}^n u_{ji} = 1, \forall i \in \overline{1, n}, \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n u_{ji} = 1, \forall j \in \overline{1, n}, \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n u_{ji} = n, \quad (6)$$

$$\Phi(u) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n u_{ji} r_{ji} \rightarrow \min, \quad (7)$$

где u_{ji} – значения выхода нейронной сети Хопфилда, r_{ji} – значения матрицы производительности, элементы которой r_{ji} представляют собой эффективность средства восстановления с номером j относительно дефекта (группы дефектов) с номером i .

Параметры нейронной сети, реализующие выполнение условия (7), принимают вид:

$$\begin{aligned} T_{j\mu\nu} &= -A\delta_{j\mu} - B\delta_{\nu} + (A+B)\delta_{j\mu}\delta_{\nu} - C, \\ i, j, \mu, \nu &\in \overline{1, n}, \\ I_{ji} &= -Cn - Fc_{ji}, \quad i, j \in \overline{1, n}, \end{aligned} \quad (8)$$

где δ_{ji} – символ Кронекера; A, B, C и F – положительные константы; $T_{j\mu\nu}$ – коэффициент связи между входом ij -го нейрона и выходом $\mu\nu$ -го; I_{ji} – смещение ij -го нейрона.

Экспериментальная проверка и показатель результативности

Для оценки эффективности нейросетевого решения оптимизационных задач о распределении средств на восстановление дорожной сети предлагается использовать показатель результативности Φ_w , определяющий близость полученного нейросетевого решения x^* к строго оптимальному, которое обозначим через x^{\min} :

$$\Phi_w(c) = \frac{\varphi_{cp}(c) - \varphi(c, x^*)}{\varphi_{cp}(c) - \varphi(c, x^{\min})}, \quad (9)$$

где $\varphi_{cp}(c)$ – среднее значение функции стоимости по всему множеству допустимых решений и набору исходных данных с (матрица производительностей); $\varphi(c, x)$ – целевая функция оптимизационной задачи.

Показатель принимает максимальное значение, равное 1, если полученное нейросетевое решение является строго оптимальным. Чем дальше полученное решение от строгого, тем меньше значение показателя (9).

На практике от выбора значений констант A, B, C и F зависит результативность нейросетевого решения оптимизационной задачи. В этой связи представляют практический интерес экспериментальные результаты сравнения качества решения задач о назначениях средств дорожной техники на устранение дефектов дорожной сети региона на нейроподобных сетях (НС), параметры которых определялись при различных значениях констант в выражениях (8). В качестве исходных данных для численных экспериментов взяты экспертные оценки эффективности парка дорожной техники группы предприятий одного района в объеме 20...200 единиц по локализации и устранению 188 типовых дефектов и их комбинаторных групп. Использованы три варианта



Рис. 2. План назначений – матрица нейронной сети Хопфилда в состоянии покоя

выражений, определяющих параметры нейросетевой модели для решения задачи о назначениях размерностью 20...200 работ (исполнителей):

$$\begin{cases} T_{ji\mu\nu} = -2\delta_{j\mu} - 2\delta_{j\nu} + 2\delta_{i\mu}\delta_{j\nu}, \\ I_{ji} = 3 + c_{ij}, \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} T_{ji\mu\nu} = -200\delta_{j\mu} - 200\delta_{j\nu} + 20\delta_{i\mu}\delta_{j\nu}, \\ I_{ji} = 390 + 50c_{ij}, \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} T_{ji\mu\nu} = -200\delta_{j\mu} - 200\delta_{j\nu} + 3\delta_{i\mu}\delta_{j\nu}, \\ I_{ji} = 385,5 + 50c_{ij}. \end{cases} \quad (12)$$

Значения $\delta_{cp}(c)$ и $\delta_{cp}(c, x^{\min})$ определены с помощью алгоритма Лина-Кернигама [3]. Для оценки среднестатистического значения качества $\Phi_{\mu}(c)$ было рассмотрено 10 различных вариантов исходных данных, случайно выбранных из диапазона [0, 1], для каждого из которых получили 10 решений при различных начальных условиях эволюции НС. Для проведения экспериментов было разработано ПО под платформу Win32, реализующее работу НС, в которой все элементы модифицируются в соответствии с выражением:

$$u_j(t+1) = \sum_{i=1}^n x_i T_{ij} - I_j, \quad u(0) = u^0, \quad t = 0, 1, 2, \dots$$

В таблице представлены результаты экспериментальной оценки качества решений по распределению единиц дорожной техники района. Полученные результаты свидетельствуют о приемлемых значениях показателя $\Phi_{\mu}(c)$.

Броварный Денис Павлович – инженер Калининградского государственного технического университета.

Контактный телефон (909) 777-77-85. E-mail: star_it@mail.ru

ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ПРОДУКТОВ СУБЛИМАЦИОННОЙ СУШКИ

Н.В. Шейн (Московский государственный университет прикладной биотехнологии)

Рассмотрена проблема оценки качества одного из прогрессивных методов консервирования скоропортящихся пищевых продуктов – сублимационной сушки. Показано, что наиболее оптимальным решением в данной предметной области является создание экспертной системы, позволяющей в зависимости от заданного уровня качества готового продукта выбирать оптимальные режимные параметры ТП, а также оценить затраты на цикл сушки. Главным достоинством системы является возможность накопления, хранения и модификации знаний в течение длительного времени, поддержание базы знаний в актуальном состоянии. Это позволяет различным организациям повысить квалификацию своих сотрудников за счет использования данной компьютерной системы в качестве тренажера.

Ключевые слова: экспертная система, автоматизация процесса сублимационной сушки, прогнозирование и оценка качества готового продукта, оценка эффективности ТП.

Сублимационная сушка является одним из наиболее прогрессивных методов консервирования скоропортящихся пищевых продуктов. Она включает два известных метода консервирования: замораживание и сушка в вакууме при давлениях ниже давления тройной точки воды. При этом удаление влаги происходит путем сублимации замороженных кристаллов льда, что обеспечивает сохранность формы, размера,

Таблица

Параметры нейронной сети (№ выражений)	Число единиц дорожной техники и их комбинаторных групп				
	20	40	80	100	200
(10)	0,980	0,960	0,975	0,988	0,887
(11)	1,000	0,999	0,999	0,958	0,898
(12)	1,000	0,999	1,000	1,000	0,899

Выводы

Географически распределенные неисправности дорожного хозяйства и парк техники, применяемой для ремонта дорог, представлены в виде двух комбинаторно взаимодействующих множеств. Решение задачи об оптимальном назначении множества средств восстановления на покрытие дефектов дорожной сети реализовано в нейросетевом базисе, удовлетворяющем требованиям оперативного решения задачи целочисленной оптимизации большой размерности – 102...104 дефектов (комбинаторных групп дефектов) в масштабе РВ проведения дорожных работ. Разработанная модель планирования дорожных работ на основе нейросетевого решения задачи целочисленного программирования может использоваться в составе аналитического дополнения географической информационной системы масштаба области и региона.

Список литературы

1. Вагнер Г. Основы исследования операций. М.: Мир. 1972.
2. Hopfield J.J., Tank D.W. Neural computation of decisions in optimization problems. Biological Cybernetics. 52. 1985.
3. Таха Х. Введение в исследование операций. Т. 1. М.: Мир. 1985.