УДК 004.896

Н.В. Замятин, Е.О. Иванов

Задача энергоэффективного управления группой вододобывающих насосов и ее решение нейросетью Хопфилда

Поставлена многокритериальная задача оптимизации работы группы насосов на резервуар. Приведено определение сети Хопфилда, показана динамика работы ее дискретной модели, представлена нейросетевая постановка задачи оптимизации работы насосов. Проведено сравнительное моделирование работы сети с другими алгоритмами.

Ключевые слова: сеть Хопфилда, энергоэффективность, дискретная оптимизация.

Постановка задачи. Имеется группа вододобывающих насосов, работающих на заполнение резервуара. Каждый насос характеризуется подачей (количеством перекачиваемой воды) Q_i (м^3/ч) и потребляемой мощностью N_i (кВт), соответствующей подаче. В общем случае каждый насос может характеризоваться разными значениями подачи и мощности, поэтому будет различно и значение удельной стоимости перекачки единицы воды, определяемой как $c_i = N_i/Q_i$.

Обычно насосы вводятся в избыточном количестве, так как некоторые из них могут простаивать по причине необходимого ремонта или обслуживания, а также следовать определенным технологическим режимам (бездействие после определенного времени работы, и, наоборот, нежелательность длительного простоя). Избыточность характеризуется тем, что все включенные насосы могут обладать суммарной подачей Q_Σ большей, чем реальная потребность [1].

Ситуация усложняется тем, что колебания водопотребления (в особенности для населенных пунктов) как в течение суток, так и года являются значительными и трудно формализуемыми. Поэтому сложность предсказания реального количества требуемой воды приводит к применению простейших алгоритмов управления: включение и выключение насосов при достижении уровня воды в резервуаре определенных отметок. Этот подход обладает рядом недостатков, среди которых можно отметить частое включение/отключение насосов (что приводит к повышенному износу как насоса, так и водоподъемного оборудования), колебаниям уровня воды в резервуаре (экономически и технологически выгодней иметь больший запас воды). Не следует забывать также о высоком энергопотреблении насосами и следующих из этого высоких затрат на электроэнергию при добыче и перекачке воды [2].

Поэтому более выгодным путем управления группой насосов является поддержание уровня воды в резервуаре на определенной отметке путем включения тех насосов, которые суммарно подавали бы количество воды, равное потребляемому. При этом целесообразно использовать средний интервал времени управления, например час.

Как отмечалось выше, определение будущего уровня водопотребления является нетривиальной задачей, однако получить численные данные почасового водопотребления за прошедшие периоды времени не составляет особого труда. Поэтому для определения предполагаемого значения оттока из резервуара предполагается использовать краткосрочное прогнозирование с помощью многослойных нейронных сетей. Качество такого прогноза подтверждено моделированием на реальных данных [3].

Получив прогноз водопотребления на час вперед и зная расхождение уровня воды в резервуаре с необходимым, можно определить суммарное количество воды Q_z , которое необходимо подать в резервуар в течение следующего часа.

В свою очередь, возникает задача распределения суммарной нагрузки между насосами, т.е. определения, какие насосы следует включить, а какие выключить, так как насосы находятся в избыточном количестве. Введем в задачу минимизацию удельной стоимости при выполнении требований в обеспечении количества воды в резервуаре. Задача оптимизации определяется в условиях минимизации суммарной удельной стоимости перекачки единицы воды всеми включенными насосами.

Обозначим $x_i \in \{0,1\}$ – состояние насоса в текущий момент времени, где 1 соответствует состоянию «включен», а 0 – «выключен», общее количество насосов обозначим n. Таким образом, при $x_i = 0$ выключенный насос не будет увеличивать суммарную удельную стоимость, а включенный ($x_i = 1$) – будет на величину c_i. Тогда решением задачи будет поиск вектора состояний всех насосов $\mathbf{X}$, который будет минимизировать их суммарную удельную стоимость

$$Z_1 = \sum_i x_i c_i \to \min \,, \tag{1}$$

при удовлетворении требований в количестве воды, представленных в качестве минимального отклонения от суммарной необходимой подачи Q_z:

$$Z_2 = (\sum_i x_i Q_i - Q_z)^2 \to \min \,. \tag{2}$$

Нейронные сети с дискретными состояниями. Нейронная сеть Хопфилда представляет собой неориентированный граф с множеством из n вершин (нейронов) и множеством ребер без петель и кратных ребер [4]. Каждому нейрону сети соответствуют два числа: x_i – состояние нейрона и u_i – пороговое значение нейрона. Каждому ребру сети (i, j) поставлено в соответствие число w_{ij} – вес (сила) синаптической связи между нейронами i и j. Отсутствие петель и кратных ребер выражается в выполнении: $w_{ij} = w_{ji}$ и $w_{ii} = 0$. Отсутствие связи элемента с самим собой избавляет его от постоянного обратного воздействия на значение собственного состояния [5]. Симметричность связей нейронов сети и отсутствие связи элемента с самим собой позволяет утверждать об устойчивости такой сети. Нейрон принимает одно из дискретных состояний: $x_i \in \{-1,1\}$. Также, во многих практических задачах имеет смысл рассматривать булевы состояния: $x_i \in \{0,1\}$. Введем матричные $\mathbf{W}$ и векторные $\mathbf{U}, \mathbf{X}$ обозначения для связей и состояний сети. В каждый момент времени $t = 1,2,3,...$ сеть характеризуется вектором состояний $\mathbf{X}(t)$. В начальный момент времени сеть находится в состоянии $\mathbf{X}(0)$. Динамика работы дискретной сети задается в виде [4]

$$x_i(t+1) = \mathrm{sign}(\sum_j^n w_{ij} x_j(t) - u_i) \,. \tag{3}$$

Далее в целях избавления от громоздкости во всех последующих формулах будем опускать аргумент времени *t* в тех случаях, когда он равен текущему, в частности, $x_i = x_i(t)$.

Из соображений устойчивости сети будем использовать асинхронную динамику работы, а точнее, наиболее простой ее вариант: случайным образом выбирается и активизируется один из нейронов i. Если общее возбуждение нейрона превышает его порог u_i, то нейрон принимает состояние 1, иначе – состояние –1. При этом состояние остальных нейронов сети на данном шаге остается неизменным.

Нейросетевая постановка задачи. Предварительно проведем нормировку параметров всех существующих насосов Q_i, Q_Z и c_i, что преобразует их в безразмерные величины, сделав возможным их совместное использование:

$$Q_i = \frac{Q_i}{\max\limits_i(Q_i)}, \quad Q_Z = \frac{Q_z}{\max\limits_i(Q_i)}, \quad c_i = \frac{ci}{\max\limits_i(ci)} \,.$$

Представим задачу в терминах нейронной сети Хопфилда с бинарными состояниями нейронов $x_i \in \{0,1\}$. Функция энергии $E = E(t)$ дискретной сети с дискретным временем имеет вид

$$E = \alpha(\sum_i x_i Q_i - Q_z)^2 + \beta \sum_i x_i c_i \,, \tag{4}$$

где α и β – неотрицательные вещественные константы, определяющие вклад каждого из критериев оптимальности в энергию сети.

Согласно [4], уравнение динамики сети

$$x_i(t+1) = \mathrm{sign}\left[-\frac{\Delta E_i(t)}{\Delta xi}\right]. \tag{5}$$

Обозначим

$$S = S(t) = (\sum_i^n x_i Q_i - Q_z)^2 = (\sum_i^m x_i Q_i)^2 \text{ , где } m = n+1 \text{ , } x_m = -1 \text{ , } Q_m = Q_z \text{ .}$$

Воспользовавшись формулой квадрата суммы и выполнив обратные преобразования, получим

$$S = \sum_i^n (Q_i x_i)^2 + (-Q_z)^2 + 2\sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=i}^{n} Q_i x_i Q_j x_j - 2Q_z \sum_i^n Q_i x_i \text{ .}$$

Отсюда:

$$x_i(t+1) = sign\left[-2\alpha Q_i^2 x_i - 2\alpha \sum_{j\neq i} Q_j x_j Q_i + 2\alpha Q_z Q_i - \beta c_i\right].$$

Сопоставив с динамикой сети Хопфилда в разрезе весов и порогов сети (5), получим

$$w_{ij} = -2\alpha Q_i^2 \delta_{ij} - 2\alpha Q_j Q_i (1-\delta_{ij}) \text{ ,} \tag{6}$$

$$u_i = -2\alpha Q_z Q_i + \beta c_i \text{ ,} \tag{7}$$

где δ_{ij} – символ Кронекера.

Моделирование. Рассмотрим в качестве задачи для моделирования группу из 18 насосов (реальные данные), параметры которых представлены в табл. 1.

Таблица 1

Время работы и параметры насосов (объем перекачки и потребляемая мощность)

№ насоса	Параметры насоса			Относительное время работы по алгоритмам, %		
	Q_i, м^3/ч	N_i, кВт	c_i, нормир.	Хопфилд	Минимизация N_i	Минимизация c_i
1	16	11	0,688	0,0	100,0	25,6
2	16	16	1,000	0,0	90,7	3,5
3	25	16	0,640	9,9	87,2	46,5
4	25	13	0,520	17,2	95,3	75,6
5	25	22	0,880	0,5	70,93	9,3
6	40	20	0,500	40,1	79,1	84,9
7	40	25	0,625	31,5	63,9	51,2
8	40	30	0,750	24,6	59,3	12,8
9	65	45	0,692	45,2	53,5	18,6
10	120	45	0,375	79,4	43,0	94,2
11	160	90	0,563	83,0	26,7	62,8
12	140	90	0,643	77,8	9,3	34,9
13	16	11	0,688	0,0	97,7	23,3
14	16	16	1,000	0,0	84,9	1,1
15	25	16	0,640	10,8	82,6	44,2
16	25	13	0,520	17,6	93,0	73,3
17	25	22	0,880	0,7	67,4	5,9
18	40	20	0,500	41,4	74,4	80,2

Согласно формулам (6), (7) определим в нейронной сети Хопфилда, имеющей 18 нейронов, соответствующие веса и пороги. В качестве начального состояния сети взят вектор, состоящий из всех 1, что соответствует включению всех насосов. Для сети выбран асинхронный режим работы, нейрон для начальной активации выбирается случайным образом. По условию задачи получение ее решения необходимо выполнять ежечасно, следовательно, в процессе моделирования оценивается не скорость получения решения, а его качество. В качестве критериев качества будем использовать обеспечение необходимого количества воды и экономию электроэнергии.

Для подтверждения целесообразности применения нейронной сети сравним алгоритм на основе сети Хопфилда с двумя простейшими алгоритмами:

Первый – включение насосов в поряде возрастания их мощностей N_i до тех пор, пока не возникнет приближение к желаемой суммарной подаче.

Второй – включение насосов в порядке возрастания удельной стоимости добычи одного кубического метра воды c_j.

В обоих случаях решение о включении следующего насоса определяется величиной абсолютного отклонения имеющейся подачи всех включенных насосов от желаемой суммарной подачи.

Согласно табл. 1, суммарная подача всех включенных насосов равна 859 м^3/ч, поэтому моделирование выполняется следующим образом: запускаются три представленных выше алгоритма, 860 раз каждый, задавая требуемую подачу в пределах от 10 до 860 с шагом 10, повторяя каждый шаг 10 раз. Наиболее вероятно, что в реальных условиях требуемая величина суммарной подачи не будет колебаться в столь больших пределах, а будет занимать определенную область в ее некрайних значениях, однако и экстремальные величины подачи представляют интерес для моделирования.

Модель Хопфилда запускалась на вычисления с коэффициентами $\alpha = 1{,}0$ и $\beta = 0{,}24$, которые были подобраны экспериментально с расчетом на минимальное расхождение в количестве воды. Увеличение значения коэффициента β приводит к тому, что сеть Хопфилда больше ориентируется на минимизацию выражения (1), чем (2). Значения главной диагонали матрицы весов $\mathbf{W}$ сети Хопфилда при проведении эксперимента были обнулены для повышения устойчивости работы сети [4].

Проведем анализ результатов моделирования (табл. 2) различных подходов на одинаковых данных.

Таблица 2

Сравнение алгоритмов

Алгоритм	Меньше	Больше	Совпадает	Сумма N	Сумма Q	Среднее
Хопфилд	451	332	77	206820	374680	0,552
Минимизация N_i	440	420	0	234160	375610	0,623
Минимизация c_i	360	420	80	199190	376910	0,528

В первой строке таблицы представлены результаты для сети Хопфилда при $\alpha = 1{,}0$ и $\beta = 0{,}24$, во второй и третьей – результаты работы простейших алгоритмов по минимальной мощности и удельной стоимости соответственно. Первые три столбца показывают количество решений, когда суммарная подача включенных согласно найденному решению насосов меньше запрашиваемой, превышает ее или в точности совпадает. Отметим, что требование целочисленности вектора-решения $\mathbf{X}$ вообще не позволяет всегда получать точное решение. Сеть Хопфилда при указанных коэффициентах выдает решения с меньшей суммарной подачей. Алгоритм же поиска по минимальной мощности вообще не предложил ни одного точного решения в силу свой примитивности. В четвертом столбце представлена суммарная мощность, потребленная всеми включенными насосами за все время моделирования. В пятом столбце находится суммарное значение подачи каждого из алгоритмов. Согласно условиям моделирования, суммарная необходимая подача всех насосов составляет 374100 м^3. Из результатов моделирования следует, что сеть Хопфилда сгенерировала наиболее близкое к лучшему значение. Последний столбец показывает среднюю удельную стоимость каждого кубического метра воды. Здесь сеть Хопфилда показала приемлемые, но не лучшие результаты. Но вместе с тем сеть Хопфилда оставляет много места для маневра: подбирая значения коэффициентов, можно регулировать «вес» каждого из критериев оптимальности.

В трех последних столбцах табл. 1 представлены относительные интервалы времени работы каждого из насосов. Видно, что сеть Хопфилда предпочитает включать насосы с наибольшей подачей, в целом не игнорируя их эффективности.

Заключение. Таким образом, представленная дискретная сеть Хопфилда, решающая задачу оптимизации работы группы насосов, показала хорошие результаты моделирования. Получение более качественных решений задачи может быть достигнуто переходом на непрерывную модель функционирования сети Хопфилда путем включения частотного управления. Полученные результаты планируется использовать как часть энергоэффективного комплекса по управлению водозабором первого подъема.

Литература

1. Замятин Н.В. Автоматизация расчета производительности напорных артезианских скважин в среде SIMULINK / Н.В. Замятин, Е.О. Иванов // Доклады ТУСУРа. – 2012. – № 2 (24), ч. 3. – С. 154–158.

2. Лезнов Б.С. Энергосбережение и регулируемый привод в насосных и воздуходувных установках. – М.: Энергоатомиздат, 2006. – 360 с.

3. Замятин Н.В. Нейросетевая система прогноза свойств тампонажных растворов / Н.В. Замятин, С.А. Голованов // Доклады ТУСУРа. – 2010. – № 2(22), ч. 2. – С. 294–299.

4. Меламед И.И. Нейронные сети и комбинаторная оптимизация // Автоматика и телемеханика. – 1994. – № 4. – С. 3–40.

5. Rojas R. Neural Networks: A Systematic Introduction. – Berlin; New-York: Springer-Verlag, 1996. – 502 p.

Замятин Николай Владимирович
Д-р техн. наук, профессор каф. автоматизации обработки информации ТУСУРа
Тел.: 50-64-81; 70-15-93
Эл. почта: zam@fet.tusur.ru

Иванов Егор Олегович
Аспирант каф. автоматизации обработки информации ТУСУРа
Тел.: 8-923-411-57-37
Эл. почта: egor.o.ivanov@ya.ru

Zamyatin N.V., Ivanov E.O.
Discrete optimization with Hopfield network for energy efficient pump control

We set up a problem of multiple criteria optimization of working of several pumps to a tank. The definition of a Hopfield network is given, the evolution of its discrete model is shown, the problem of optimization is set up in a terms of a Hopfield network. We have made a comparative modeling of the network with other algorithms.
Keywords: Hopfield network, energy efficiency, discrete optimization.