

地下水汚染の揚水処理のための最適井戸配置

八代高専 正員 藤野和徳

1. はじめに

有機塩素系化合物や農薬、また堆積した産業廃棄物の各種物質が地下水帯へ浸透し、地下水汚染を引き起こしている。現在、各汚染物質の特性を考慮した除去対策が研究されているが、基本的な除去対策方法としては、これまで揚水-処理法がとられている。

ここでは、できるだけ少ない揚水量で汚染物質の除去量を最大にする揚水井戸配置を、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを用いて求める方法を定式化し、ケーススタディとして、400m×400mのシミュレーション領域での地下水汚染に対する揚水井戸位置を求めている。

2. 基礎方程式

解析場は被圧地下水の定常流れて、透水係数などの地下水定数は既知とする。

被圧地下水流方程式

$$T \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} \right) = \sum_i Q_i \delta(x_i) \delta(y_i) \tag{1}$$

ここに、 $h$  : 水頭(m),  $T$  : 透水量係数(m<sup>2</sup>/日),  $Q_i$  : 揚水量(m<sup>3</sup>/日),  $\delta$  : ディラックのデルタ関数(1/m)  
 拡散方程式

$$R_d \frac{\partial C}{\partial t} + u \frac{\partial C}{\partial x} + v \frac{\partial C}{\partial y} = D_{xx} \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} + 2D_{xy} \frac{\partial^2 C}{\partial x \partial y} + D_{yy} \frac{\partial^2 C}{\partial y^2} - \sum_i \frac{CQ_i}{nb\Delta x \Delta y} \tag{2}$$

ここに、 $R_d$  : 遅れ係数,  $C$  : 汚染物質濃度(mg/l),  $u, v$  : 実質流速(m/日),  $D_{xx}, D_{xy}, D_{yy}$  : 拡散係数(m<sup>2</sup>/日),  $n$  : 有効空隙率,  $b$  : 帯水層厚(m)

3. 汚染物質除去のための揚水井戸位置の算定方法

できるだけ少ない揚水量で、できるだけ汚染物質の除去量を大きくする最適井戸配置の算定は、ここでは図-1に示す18本の井戸(どの井戸も揚水能力は同じとする)を使う場合を考え、揚水期間を6ヶ月として、除去量を最大にする井戸の組み合わせを求めるものである。

井戸数が多く、その組み合わせ数が多くなると、すべての組み合わせについて、拡散方程式により、除去量を算定するのはかなりの時間を要する。従って、ここでは表-1に示す任意の揚水パターン(左から井戸番号1番, 2番と順に井戸の揚水・非揚水を表す。数値1は揚水を、0は非揚水を意味する。)40組について、式(1)の定常被圧地下水流方程式を差分法により解析し、次に特性曲線法(粒子移動法)により式(2)を解析し、汚染物質の除去量を得た。

次に、ニューラルネットワークを用いて、揚水パターンと除去量(除去率)との関係を得た。ニューラルネットワークについて、ここでは3層の階層型のネットワークを用いている。

次に、目的関数  $f$  を次式のように与え、 $\alpha$  を変化させて、 $f$  を最小にする揚水パターン(井戸の組み合わせ)を遺伝的アルゴリズムにより求めている。

$$f = \alpha \sum_{i=1}^M Q_i - (C_0 - C_T) \tag{3}$$

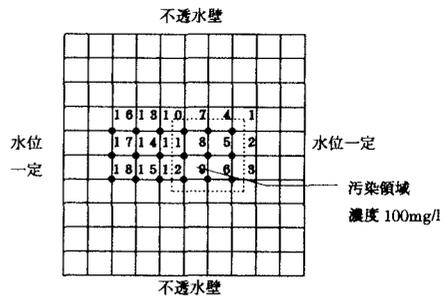


図-1 シミュレーション領域

表-1 揚水パターンと除去率の関係

	数値解析値	学習値	揚水パターン
1	0.1470	0.1153	100000000000000000
2	0.1819	0.1584	010000000000000000
3	0.1297	0.1445	001000000000000000
4	0.1508	0.0933	000100000000000000
5	0.1849	0.1436	000010000000000000
6	0.1471	0.1174	000001000000000000
7	0.0367	0.0447	000000100000000000
8	0.0540	0.0486	000000010000000000
9	0.0180	0.0499	000000001000000000
10	0.0000	0.0307	000000000100000000
11	0.0000	0.0266	000000000010000000
12	0.0057	0.0231	000000000001000000
13	0.0000	0.0217	000000000000010000
14	0.0000	0.0257	00000000000000010000
15	0.0000	0.0229	00000000000000000100
16	0.0000	0.0244	0000000000000000000100
17	0.0000	0.0259	00000000000000000000010
18	0.0000	0.0236	000000000000000000000001
19	0.3357	0.3343	000110000101100011
20	0.1949	0.1729	001000000010010000
21	0.4501	0.4518	1010010000000000100
22	0.3551	0.3802	100001001000001001
23	0.1860	0.1835	010000000000111010
24	0.3066	0.3272	000010011011000100
25	0.4841	0.4852	011100100100000000
26	0.2529	0.2549	000001001111101000
27	0.5620	0.5322	010111000000110000
28	0.2385	0.2452	010000010000001000
29	0.2014	0.1805	000010000101000001
30	0.3377	0.3972	000110010100101000
31	0.2278	0.2041	000100001100001001
32	0.2145	0.2123	001000100000000000
33	0.2411	0.2244	000010100000011000
34	0.3304	0.3691	100100001010010000
35	0.1766	0.1481	100000000100000100
36	0.0000	0.0283	000000000010000001
37	0.4123	0.3925	000011100000001000
38	0.0071	0.0373	000000000101000101
39	0.4277	0.4727	110010000000010010
40	0.2615	0.2402	000010001000100111

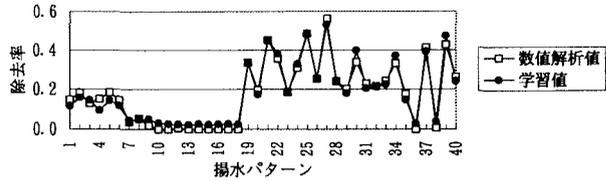
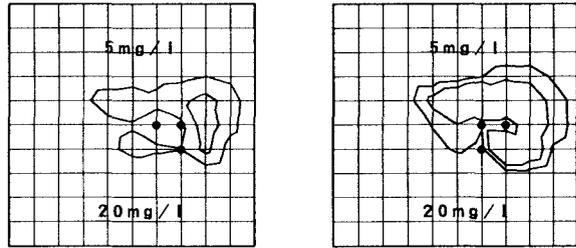


図-2 除去率についての数値解析値とニューラルネットワークによる学習値との比較



ケース1(除去率0.826) ケース2(除去率0.708)

図-3 6ヶ月後各ケース濃度分布

ここに、 $\alpha$  : 重み係数、 $C_0$  : シミュレーション領域内の初期汚染物質質量、 $C_T$  : 最終時の汚染物質質量

なお、遺伝的アルゴリズムについて、選択についてはトーナメントの選択を用いた。これは40の揚水パターンについて、各パターンを任意に2回選出し、式(3)の目的関数  $f$  の小さいパターンを選択する方法

をとった。次に、交叉として、まず、ここでは、40の揚水パターンの中から任意の二組を選び、ある確率で交叉を行った。突然変異は、任意間の順序を反転させることにより突然変異を表した。

#### 4. 適用例

シミュレーション領域として、図-1を用い、最適井戸配置を求めてみる。領域は東西、南北方向にそれぞれ200mで、透水係数は8.64m/日、有効空隙率0.3で、揚水量は100m<sup>3</sup>/日、揚水期間は6ヶ月間とした。算定は2ヶ月毎に揚水井戸配置を見直す方法をケース1とし、6ヶ月間一定の揚水井戸によるものをケース2とした。

表-1および図-2はケース1で、2ヶ月後の数値解析結果による汚染物質の除去率と、ニューラルネットワークによる学習させた除去率を示したもので、ほぼ一致している結果を示している。

揚水井戸を3本使う場合、ケース1で除去率を最大にする井戸は、番号2, 3, 5(最初の2ヶ月), 1, 4, 6(次の2ヶ月), 2, 3, 5(最後の2ヶ月)で、6ヶ月間の除去率は0.826となり、ケース2では2, 3, 5の3本で除去率は0.708の結果を得た。図-3に各ケースの6ヶ月後の濃度分布を示す。

#### 5. まとめ

得られた結果をまとめると、

- (1)ニューラルネットワークを用いることにより、算定時間が短縮できる。
- (2)解析期間を分割した井戸配置では、高い除去率が得られた。