遺伝的アルゴリズムによる 石灰石鉱山の品位調整を目的とした採掘シミュレーション*

伊藤 俊 秀¹ 別所 昌彦²
陳 友 晴³ 野村 泰 稔⁴

Mining Simulations for Grade Adjustment in Limestone Quarry Using Genetic Algorithm

Toshihide ITO^{a*}, Masahiko BESSHO^a, Youqing CHEN^b and Yasutoshi NOMURA^c

- a. Faculty of Informatics, Kansai University, 2-1-1 Ryozenji Takatsuki-city, 569-1095 Japan
(*Corresponding author E-mail: toshi@kansai-u.ac.jp, FAX: +81-72-690-2409)
b. Graduate School of Energy Science, Kyoto University
c. College of Science and Engineering, Ritsumeikan University

It is important to control the calcium or phosphorus concentrations in quarry products such as limestone. In some quarries in Japan, limestone blocks with low grade concentrations are blended with limestone blocks with high grade concentrations to satisfy the product quality requirement. In this study, some simulation methods were considered to develop the best mining plan for such quarries.

A quarry was divided into small rectangular blocks and a mining plan was considered as an optimal combination problem of these blocks. All possible combinations of limestone blocks were examined by a dynamic programming method, and almost the best solution was determined for a set of 600 blocks scale. However this method required large processing time for large-scale quarry; for example, it would be required 6,800 h for 2,400 blocks. On the other hand, genetic algorithm requires less than 6 h for 2,400 blocks, and it generates reasonable solutions whose quality rate is 80% of that generated by the dynamic programming method. Thus, to develop a long-term mining plan for large quarries, first genetic algorithm must be used to obtain approximate solutions, and then, the best solution should be determined by a dynamic programming method for short-term mining plan.

Moreover, the grade adjustment of the opposing limitations on calcium and phosphorus concentrations in limestone blocks, that is, the permitted calcium concentration has a lower limit whereas permitted phosphorus concentrations has an upper limit, was tried to solve. Finally, these methods can be easily applied to metal mining too.

KEY WORDS: Open-Pit Mine, Limestone, Quality Control, Genetic Algorithm, Mining Management

1. はじめに

石灰石鉱山では、出荷製品に対して厳格な品質管理が求められている。このため、鉱区全体の生産性を高めるために、高品位の原石と低品位の原石をブレンドして品位調整を行っている鉱山がある¹⁾。そこで、このような露天掘鉱山における品位調整を考慮した最適採掘計画の作成を考えた。すなわち、鉱山を小さなブロックに分割し、これらのブロックの最適採掘順序の組合せ探索問題として採掘計画を作成した。

このような最適化問題を解決する一つの代表的な方法として、動的計画法があげられる²⁾。鉱山開発計画は、多くの不確定要素を含むことから、最適化の問題は重要な検討課題となっており、動的計画法による研究も数多くなされ、有効性が報告されている。

それらの研究は、現場における操業の短期間での最適化^{3,4)}から、長期にわたる開発計画の意思決定のサポート行う研究^{5,6)}まで多岐にわたる。一方、動的計画法は探索範囲を広げると、解の探索に膨大な処理時間がかかることが指摘されており、この問題を解決するため、他の最適化アルゴリズムなどと比較検討されている。

筆者らは、これまで P_2O_5 の濃度管理を対象に、許容濃度をみたくす製品の最適なブロック組合せの探索を試みてきた。その結果、動的計画法を用いるとかなり良好な解が得られるものの、探索範囲を広げると処理時間が指数関数的に増大し、大規模な探索にはとても向かないことがわかった。そこで、遺伝的アルゴリズムによる解の探索を考えたが、処理時間の大幅な短縮は可能であるものの、これまでに筆者らが考案した評価方法では、動的計画法に比べて探索解の精度(許容濃度をみたくす製品割合)がかなり低下することがわかった⁷⁾。

本稿ではCaOを対象に従来の評価方法を改善した結果⁸⁾、遺伝的アルゴリズムによって、短時間でより精度の高い解を探索することができた。また、層状と塊状の鉱床形態の違いによる解探索の影響も検討した。

このように、品位に一定濃度以上が要請されるCaOの評価に

*2009年8月24日受付 2009年12月15日受理

1. 普通会員 関西大学総合情報学部 教授

2. 関西大学総合情報学部 非常勤講師

3. 普通会員 京都大学大学院エネルギー科学研究科 助教

4. 立命館大学理工学部 助教

[著者連絡先] FAX: 072-690-2409

E-mail: toshi@kansai-u.ac.jp

キーワード: 露天鉱山, 石灰石, 品質管理, 遺伝的アルゴリズム, 採掘管理

Fig.1 Quarry is divided by rectangular blocks and product lot consists of these blocks.

Fig.2 Assumption of limestone quarry.

加え、 P_2O_5 も同時に評価する探索も試みた。すなわち、出荷製品をそれぞれの品位・濃度によって、製鉄や精錬剤などに用いられる製鉄用製品、セメント用製品、骨材用製品に区分し、製鉄用製品をできるだけ多く産出する採掘計画の作成を考えた。これは、許容濃度の制約という点では、一定濃度以上が要請される CaO と一定濃度以下が条件となる P_2O_5 の相反する 2 つの条件下での採掘順序の探索となる。

なお、この手法は石灰石鉱山のみではなく、広く金属鉱山や石炭鉱山などの品位調整にも適用が可能であり、より効率的かつ経済的な鉱山開発に有効である。

2. 鉱山の想定とブロックの採掘条件

2・1 鉱山の想定

まず、Fig. 1 に示すように、鉱区全体を微小なブロックに分割し、各ブロックの平均品位（濃度）によって制約となる成分の分布が決定されているとする。

各ブロックの大きさを $10m \times 10m \times 5m$ 、平均密度を $2.5t/m^3$ とし、5 個のブロックで製品 1 ロット ($6,250t$) が生産されるとする。また、1 日で 2 ロット (10 ブロック、 $12,500t$) のブロックを採掘し、1 ヶ月の操業日数を 20 日間とすれば、1 ヶ月で 40 ロット (200 ブロック、 $250,000t$)、年間の採掘個数は 480 ロット ($2,400$ ブロック、 300 万トン) となる。この想定をもとに、縦横の最大長が $500m \times 250m$ (50×25 ブロック)、最大標高が $50m$ (10 ブロック) の中に 1 年分の生産量にあたる $2,400$ ブロックで構成される山状の鉱区を考えた (Fig. 2)。

また、品位調整の対象を主成分である CaO とし、許容品位をとりあえず 50% 以上と想定して、平均品位が許容品位付近になるように各ブロックにランダムに品位値を割り当てた。この際、高品位と低品位の脈が層状に賦存する鉱床を想定した⁹⁾。Fig. 3 (a) は横軸を品位 (%), 縦軸をブロック個数で表した鉱山全体の

(a) Frequency distribution

(b) Lenticle distribution in 5m level

Fig.3 Assumption of CaO distribution.

Fig.4 Block conditions for digging.

(a) basic condition for digging (b)(c) unable block conditions for digging

CaO の頻度分布であり、各ブロックの品位は、最高 55.0%, 最低 39.1%, 平均 49.3% となった。また、Fig. 3 (b) は、1 段目の 5m レベルでの水平断面図における品位分布であり、品位の高いブロックを濃い濃淡で表現している。

なお、50% という値は、シミュレーション上での条件であり、とくに実際の操業との整合性は考慮していない。

2・2 ブロックの採掘条件

物理的に採掘可能なブロックを採掘し、切羽に急傾斜の残壁が形成されないようにブロックの採掘条件を考えた^{10) 11)}。まず、採掘可能なブロックの基本的な条件として、Fig. 4 (a) のグレーのブロックで示すように、ブロックを採掘するための採掘面があることと一段下にブロックを採掘するための足場となるブロックがあることを考えた。一方、Fig. 4 (b) のグレーで示しているブロックは採掘面と足場はあるが、上部に他のブロックがあるので、基本条件以前の問題として、当然、採掘することはできない。さらに、Fig. 4 (c) のグレーのブロックも採掘のための基本条件は満たしているが、このブロックを採掘してしまうと、隣接するブロックの採掘が不可能になってしまうので、やはり採掘することはできない。

基本的な条件からの採掘可否の判断は比較的容易であるが、Fig. 4 (c) のように、採掘してしまうと他ブロックが採掘できなく

Fig.5 Estimation by differences from permitted grade.

になってしまう例は非常に多様であり¹²⁾、判定には注意を要する。本稿では、Fig. 4 (a) (b) に示す基礎条件をみたす採掘可能なブロックをいったん採掘したと想定した上で、そのブロックの周囲の三次元的なムーア近傍¹³⁾に位置するブロックが Fig. 4 (c) に示すような採掘不可能なブロックとならないかを吟味した。

3. 動的計画法と遺伝的アルゴリズムによる探索

3・1 探索条件と探索範囲

探索の目的は、対象となる鉱区から抽出したブロックで構成される製品 1 ロットの品位が品質管理で要請される許容限度をみたすことであるが、全製品が許容限度をみたすことは不可能である。したがって、最適採掘ブロックの探索とは、許容限度をみたす製品のロット数を最大にする採掘順序の探索である。

ここでは、採掘範囲として 3 か月の操業で採掘される製品 120 ロット (600 ブロック, 750 千トン) を考えた。採掘に際しては、終掘時に対象鉱区の上部から下部に向けて水平な切羽が形成されるようにブロックの最適採掘順序を探索する。採掘対象ブロックの品位は、平均 47.9% (最大 55.0%, 最小 43.0%) であった。

3・2 動的計画法による探索

まず、鉱山全体から採掘条件をみたす採掘可能なブロックをいくつか抽出し、このブロックの中から各製品ロットを構成する最適なブロックを探索する (Fig. 1)。このような探索を繰り返し、各ブロックを採掘順に抽出した採掘計画を作成する。

この際、対象元素の濃度が品質基準をみたすようにブロックを選択するが、許容濃度をみたさないブロックが多い場合は、品質基準をみたさない製品も産出せざるをえない。本例のように CaO を対象とする場合、許容濃度にみたない製品は、具体的には骨材用製品などとして出荷されることになる。

品質基準をみたす製品ロットをなるべく多く産出するために、品質基準をみたす場合には許容濃度からの乖離が小さくなるようなブロックの組合せを探索し、品位の良いブロックの使用をなるべく控える必要がある。一方、品質基準をみたさない場合には許容濃度との乖離を大きくするようなブロックの組合せを探索して、品位の低いブロックをなるべく多く処理する必要がある。

すなわち、製品濃度を C_p 、許容濃度を C_s とした場合に、許容濃度以上が品質基準であれば、

$$(1) C_p \geq C_s \text{ では } \text{Min} \mid C_p - C_s \mid$$

$$(2) C_p < C_s \text{ では } \text{Max} \mid C_p - C_s \mid$$

が探索条件である (Fig. 5)。

要は、全探索法による $\mid C_p - C_s \mid$ の最大値・最小値の探索問題である。具体的には、採掘可能なブロックの中から 1 ロット (5 ブロック) を構成するすべてのブロックの組合せを吟味し、許容濃度をみたすロットがある場合は (1) の条件をみたす最良のブ

Fig.6 Flowchart of genetic algorithm.

ロックの組合せを採用し、許容濃度をみたすロットが探索できない場合は (2) の条件をみたす最良のブロックの組合せを採用した。

この手法では、初期に探索するブロック数が少ないほど探索候補となるブロックの組合せの数が減り、上記の (1) (2) で示した許容濃度との乖離の操作における選択の幅が狭くなる。初期の探索ブロック数が多い場合と比べ探索範囲が少ないために、結果として、品位の良いブロックを選択して品位の低いブロックを多く残すことになれば、以降の探索での制約がより厳しくなる。しかし、逆に初期に探索するブロック数を多くすると、探索の組合せが階乗規模で増え、処理時間が著しく増大する。本稿では、採掘可能なすべてのブロックを探索対象として製品ロットを構成するブロックを探索した。

一方、本手法では、全体を部分問題に分割し、分割した区域で最適解を探索するが、分割された区域の探索結果は次の区域以降の探索の制約に影響を与える。したがって、最適解を求めるためには、探索が進んで制約が厳しくなった場合、過去のすべての探索に遡って、ブロックの組合せを再検討する必要がある。しかしながら、そのような完璧な処理には膨大な時間が必要となるので、本稿では、制約条件が厳しくなった場合でも、以前の探索の再検討は制限した。そういった意味で、この手法は純粋な動的計画法 (Dynamic Programming) とはいえないが¹⁴⁾、本稿では、動的計画法的な手法としてとらえ、以下では「DP 法」とよぶ。

3・3 遺伝的アルゴリズムによる探索

遺伝的アルゴリズム^{15, 16)}は、セールスマン巡回問題をはじめとする最適組合せ問題に適しており、本稿のようなブロック組合せ問題に適用できれば短時間で解探索が可能になる。

この手法は進化論を模倣し、最適化問題の解の候補を遺伝子という形で表現し、進化を実現させることで解の最適化を図る。具体的には、Fig. 6 のフローチャートで示しているように、初期染色体を親の遺伝子プールに発生させ、この親染色体の交叉によって一組の親から 2 つの子染色体を生成させて子遺伝子プールを発生させる。目的とする最適問題の最適化の基準から、親遺伝子プールと子遺伝子プールにある染色体の評価を行い、評価の高い半分の染色体を選択して次世代に残し、これを親遺伝子プールと入れ替える。遺伝的アルゴリズムでは、こういった操作を繰返すことで進化を実現させ、最適解を求める。

採掘ブロックの最適探索を遺伝的アルゴリズムで行うために考案した、遺伝子・染色体構成、交叉・突然変異方法、評価・選択方法を以下に示す。

(1) 遺伝子と染色体の構成

個々の採掘ブロックを遺伝子とし、染色体は採掘順に採掘ブロックを並べて作成する。この際、遺伝子は、採掘条件をみたす採掘可能なブロックで構成されるが、各ブロックの採掘可能性は、他のブロックの採掘によって影響を受ける。このため、採掘が進むにつれて採掘条件をみたさないブロックが生じることがある。そのような場合は、Fig. 7 で示して

Fig.7 Gene and chromosome.

A: available to dig N: not available to dig

Fig.8 Process time in optimum simulation (120 lots).

いるように、採掘できないブロックを近傍の採掘可能なブロックと入れ替え、染色体の遺伝子順に全ブロックの採掘が可能となるようにする。

(2) 交叉と突然変異 交叉では、一对の親染色体を数箇所て区切り、各区分を双方の親遺伝子で相互に入れ替えて2つの子染色体を作成する。この際、採掘ブロックの重複や欠如などの致死遺伝子为了避免のために交叉区分内の採掘ブロックの順序を入れ替える^{17, 18)}。また、突然変異は、致死遺伝子の回避後に、一定の確率で採掘ブロックをランダムに入れ替えて行う。

以上の、交叉、突然変異操作後に、全ブロックが採掘可能となるように、採掘できないブロックを近傍の採掘可能なブロックと入れ替える (Fig. 7)。

(3) 評価と選択 染色体の採掘ブロックを採掘順にロット単位に分割して各ロットの濃度値を算出し、DP法と同様に、製品1ロットが許容濃度にみえない場合は、許容濃度との乖離が大きな染色体の評価値を高くし、逆に許容濃度をみえす場合は、許容濃度との乖離が小さな染色体の評価値を高くする (Fig. 5)。

最終的に、交叉後の親染色体と子染色体からなる全染色体の中から評価の高い半分の染色体を次世代に残して遺伝子オペレーションを繰り返す。

なお、以下では遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) による探索を「GA法」とよぶ。

3・4 シミュレーション結果の比較

(1) DP法によるシミュレーション結果 DP法による探索結果を Table 1 に示す。許容品位をみえす製品は全体の 52.5% にあたる 63 ロットであった。また、探索時間は Fig. 8 のようになった。この探索規模では、当初、1 ロットの探索に 25 ～ 30 分の処理時間が必要であったが 20 ロット目の処理時間は 1 分程度であり、これを超えると、各ロットの探索時間が急速に速くなった。Fig. 8 の 1 ロットから 20 ロットまでの処理時間の傾きから、全鉱区 240 ロットの処理時間を概算すると、最初の 1 ロットが 500 分で、全処理では 6,800 時間余りと推計される。

処理時間の短縮は、探索法の改善によってある程度は可能であると思われるが、全探索を行う限り、探索範囲が大きくなれば階乗規模での処理時間の増大は避けられない。

Table 1 Results of optimum simulation.

concentration	total 120 lots
more than 50%	63 lots (52.5%)
less than 50%	57 lots (47.5%)
process time	5h 7m

Table 2 Results of GA simulation.

concentration	total 120 lots
more than 50%	50 lots (41.7%)
less than 50%	70 lots (58.3%)
process time	1h 31m

(a) Dynamic programming

(b) Genetic algorithm

Fig.9 Process of CaO grade in each product.

(2) GA法によるシミュレーション結果 GA法による探索結果を Table 2 に示す。許容濃度をみえす製品は全体の 41.7% にあたる 50 ロットであった。これを Table 1 と比べると、許容濃度をみえす製品ロットは DP 法の 80% に達している。また、探索時間は 1 時間半あまりであった。

(3) DP法とGA法の比較 Fig. 9 は、製品ロットを産出する過程での各ロットの濃度値の推移を棒グラフで表したものである。両者を比較すると DP 法では、許容限度を超える場合に許容限度ぎりぎり製品を産出しているのに対し、GA 法では DP 法よりも少し大きく許容限度を超えているロットがあることがわかる。この差が品位の良いブロックの非効率的な使用となり、DP 法に比べて GA 法の精度 (許容濃度をみえす製品割合) を低くしていると考えられる。

しかしながら、許容限度未満の製品をみると、むしろ GA 法の方が品位の低いブロックを多く消化しており、DP 法よりも効率的な探索を行っている。これは、DP 法では許容限度ぎりぎり品位の良いブロックの使用を抑制することはできなかったものの、この節約によって残された品位の良いブロックが、結局は許容限度以下の製品に使用されることが多かったのではないかと考えられる。

いずれにしても、切羽での実際の採掘作業を考えると、DP 法に示すような許容限度ぎりぎりの品質調整は非現実的であり、GA 法で得られた解でも十分に実用であると思われる。

一方、探索時間は DP 法に比べて 70% 以上の大幅な改善があり、

Fig.10 Massive CaO distribution in 5 m level.

Fig.11 Mining process in 5m and 25m level. (■ :remained □ :removed)

Fig.12 Estimation value of CaO / P₂O₅ concentration.

DP法の約5時間の処理時間が3時間30分以上短縮された。さらにGA法では、探索規模を大きくした場合、処理時間は増加する遺伝子に比例して増えるため、全鉱区の2,400ブロックを探索対象としても、処理時間は600ブロックのときの4倍の6時間程度であると推測される。

以上の結果から、DP法では探索が困難であった大規模鉱区にGA法を適用し、最適採掘ブロックの探索および他元素の条件を加味したシミュレーションを試みる。

4. 鉱山規模と他元素の条件を加味したシミュレーション

4・1 長期計画のシミュレーション

一年分の操業にあたる全鉱区の2,400ブロックで、Fig. 3 (a)と同じ頻度のCaO品位を層状分布と塊状分布で設定し、GA法での最適採掘計画を作成した。品位分布は、層状分布の設定ではFig. 3 (b)の通りであるが、塊状分布では鉱山の縦横の中心の標高15メートルレベルを中心に放射状に分布させFig. 10のような設定とした。

Table 3 Results of GA simulation of 2,400 blocks.

concentration	lenticle case	massive case
more than 50%	352 lots (73.3%)	360 lots (75.0%)
less than 50%	128 lots (26.7%)	120 lots (25.0%)
process time	5h 39m	5h 38m

Table 4 Classification of the products.

	CaO	more than 50%	less than 50%
P ₂ O ₅			
less than 0.05%		limestone	crushed stone
more than 0.05%		cement	crushed stone

シミュレーション結果として、全ロットに占めるセメント用製品の割合を比べると、層状分布が73.3%、塊状分布が75%であり、分布形状による相違はほとんどみられなかった (Table 3)。

一方、層状分布について、この規模でのセメント用製品をDP法での探索結果であるTable 1と比較すると、全ブロックとの割合で20%以上増加しているのがわかる。これは、Table 1よりも大規模な鉱区での探索のため探索範囲が広がり、ブロック構成の選択幅が広がった結果、探索解が改善されたと考えられる。つまり、小規模範囲での探索に比べ、大規模範囲での探索がかなり有効であることを示している。

Fig. 11は、層状分布の場合の半年後と9ヶ月後の採掘状況を、標高が5メートルレベルの1段目と25メートルレベルの5段目の平面図で比較したものである。この図では6ヶ月後と9ヶ月後の切羽の開発状況を示しているため、単体状のブロックが残っているが、採掘が進むにつれてこれらの単体ブロックも掘削されて平面状のベンチが形成される。なお、本シミュレーションでは、初期設定で採掘ブロックと未採掘ブロックを指定するため、終掘後に残壁を残すことも可能であるが、この場合、残壁の最終的な整形は考慮していない。

4・2 複数元素のシミュレーション

新たにP₂O₅の許容濃度を0.05%未満と想定して加え (CaOと同様、0.05%という値は実際の操業との整合性は考慮していない)、許容濃度との制約条件の方向が相反するCaO (許容品位50%以上)との制約条件を同時にみたす評価方法を考えた。

すなわち、CaOを評価する値をDc、P₂O₅を評価する値をDpとした場合、Fig. 12で示しているように、CaOについては、許容品位との差をDc、P₂O₅については、許容濃度以下の場合各ロットの濃度をDp、許容濃度を超える場合は全ブロックの最大濃度値との差をDpとする。これらのDcとDpを評価値として考えると、いずれも低い値を優先させることでCaOとP₂O₅の相反する制約条件をみたすことができる。したがって、

$$\text{Min } (Dc + Dp)$$

が探索の制約条件である。

また、出荷製品を両成分の濃度によってTable 4のように製鉄用製品、セメント用製品、骨材用製品に3区分し、許容濃度との乖離が等しい製品ロットについては、第2の評価として製鉄用製品のロット数を加え、製鉄用製品を多く産出させる採掘計画を優先させた。

なお、P₂O₅は、金属鉱床の確率分布として用いられることの多い対数正規分布を用いて平均が許容濃度の0.05%に近くなるようにランダムに発生させ^{19, 20)}、平均0.048%、最小0.007%、最大0.142%の分布となった (Fig. 13)。また、通常は不規則に賦存することが多いので、位置的な濃度分布はランダムに与えた。

Fig.13 Assumption of P₂O₅ frequency distribution.

シミュレーション結果を Table 5 に示す。CaO のみを制約とした Table 3 と比較すると骨材用製品の割合が多くなっているが、これは製鉄用製品のロット数を優先的に評価した結果であると考えられる。すなわち、CaO の品位と P₂O₅ の濃度はそれぞれ独立に与えているので両者の濃度に関連性はない。このため、製鉄用製品で P₂O₅ の制約条件を加えると、CaO のみを制約とする場合よりも CaO の品位が高いブロックを消費することが多くなる。結果として、製鉄用製品で余分に CaO を消費しなければならなくなり、その分、セメント用製品が少なくなったと考えられる。

実際、Table 3 の CaO が 50% 以上の製品の中で、P₂O₅ が 0.05% 未満の製鉄用製品に分類される製品は 217 ロットであったが、この製品中で CaO の平均品位は 50.5%、最大品位は 52.9% であった。一方、Table 5 の製鉄用製品は、それよりも 17 ロット多い 234 ロットで、CaO の平均品位は 50.8%、最大品位は 53.6% といずれも Table 3 で製鉄用製品に分類される製品よりも大きな値であった。

5. お わ り に

動的計画法 (DP 法) と遺伝的アルゴリズム (GA 法) を用いて、石灰石鉱山の品位調整を目的とした採掘シミュレーションを行った。その結果、DP 法では採掘規模が大きくなると処理時間が著しく増大し、大規模な鉱区では、現実的な問題として探索ができないことがわかった。本稿での DP 法は完全な動的計画法とはいえないが、より精度の高い最適解を探索すれば、さらに膨大な処理時間が必要となる。

一方、GA 法では規模の大きな探索でも実用的な時間で処理が可能であり、小規模な範囲での探索と比較すると、DP 法に比べて 80% 程度の精度で探索解が得られることがわかった。これは DP 法より非効率な解ではあるが、DP 法では探索不可能な大規模領域での探索が、小規模領域での探索に比べてかなり有効であることもわかった。さらに、実際に推測される濃度分布の精度

Table 5 Products number.

products	lots number
for steel	234 lots (48.8%)
for cement	23 lots (4.8%)
for aggregate	223 lots (46.4%)

や、切羽での採掘作業を考えると、DP 法で探索される許容濃度ぎりぎりでの濃度調整は、現実問題としてはあまり意味がなく、GA 法で得られた解でも十分に実用的であると思われる。

本稿で行ったシミュレーションを採掘計画案の補助的な資料としてとらえると、まず、GA 法による大規模な探索で最適探索順序の大枠を推定し、この探索順序を DP 法が適用可能ないくつかの範囲に分割して最適採掘順序を再探索することが有効であるとも考えられる。

また、本稿では、濃度分布が層状の場合と塊状の場合の採掘シミュレーションも行ったが、形状による探索結果 (出荷製品) の相違はみられなかった。さらに、許容濃度に対する制約条件の方向が相反する CaO と P₂O₅ の濃度調整を目的とした採掘シミュレーションについても考察した。その結果、独立した成因での成分を制約条件に加えると解の探索に大きな影響が生じることもわかった。

なお、本稿で示した探索手法は、他の制約条件が加わった場合であっても、評価基準の統一が可能であれば (Fig. 12)、石灰石鉱山のみではなく金属鉱山や石炭鉱山などでも適用が可能である。

References

- 1) T.Ito, M.Omura, T.Nishiyama, et al. : Journal of Japan Soc. Eng. Geol., **42** (2002), 335-341.
- 2) Wayne L. Winston: *Operation Research* (Duxbury Press, Belmont, 1993), pp.1003-1065
- 3) G.A. Strekachinskii, A.A. Ordin and V.A. Fedorin: Journal of Mining Science, **17** (1981), 164-168.
- 4) M. Beaulieu and M. Gamache: Computers & Operations Research, **33** (2006), 1606-1624.
- 5) S.A.A. Sabour: Resources Policy, **25** (1999), 257-264.
- 6) N.M. Satybaldiev and A.M. Freidin: Journal of Mining Science, **42** (2006), 245-250.
- 7) T.Ito, T.Nishiyama, Natural Resources Research, **12** (2003), 223-228.
- 8) Y.Onishi, T.Ito, H.Furuta et al. :Proc. MMIJ Annual Meeting (2003), Vol. I, pp.110-111.
- 9) R.Yamazaki, T.Ito and T.Nishiyama, Sekkai-seki, **346** (2007), 57-61.
- 10) W.Hustrulid and M.Kuchta: *Open Pit Mine Planning & Design*, (A.A.BALKEMA, Netherlands, 1998), pp.268-464.
- 11) Jouhou-gijutu to Rotensaiikutu Kenkyu-kai: *Jouhou-gijutu to Rotensaiikutu*, (Kokin Shoin, Tokyo, 1999), pp.71-104.
- 12) M.Berg, M.Krevelde, M.Overman, et al. : *Computational Geometry Algorithms and Applications*, (Springer-Verlag, Berlin, 1997), pp.1-416.
- 13) S.Morishita: *Cellular Automata*, (Yokendo, Tokyo, 2003), pp.54-56.
- 14) W.Winston: *Operations Research Applications and Algorithms*, (Duxbury Press, California, 1994), pp.1003-1065.
- 15) D.Goldberg: *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, (Addison-Wesley, Massachusetts, 1989), pp.1-88.
- 16) T.Ito and N.Kusanagi: *Computer Simulations*, (Ohm-sha, Tokyo, 2006), pp.200-202
- 17) J.Grefenstette, R.Gopal, B.Rosmatia, et al. : ICGA1, 1985
- 18) I.Oliver, D.Smith and J.Holland: ICGA2, 1987
- 19) S.Mase and J.Takeda: *Kiukan Data Modeling*, (Kyoritu-shuppan, Tokyo, 2001), pp.135-155
- 20) E.Isaaks and M.Srivastava: *Applied Geostatistics*, (Oxford University press, New York, 1989), pp.10-23.