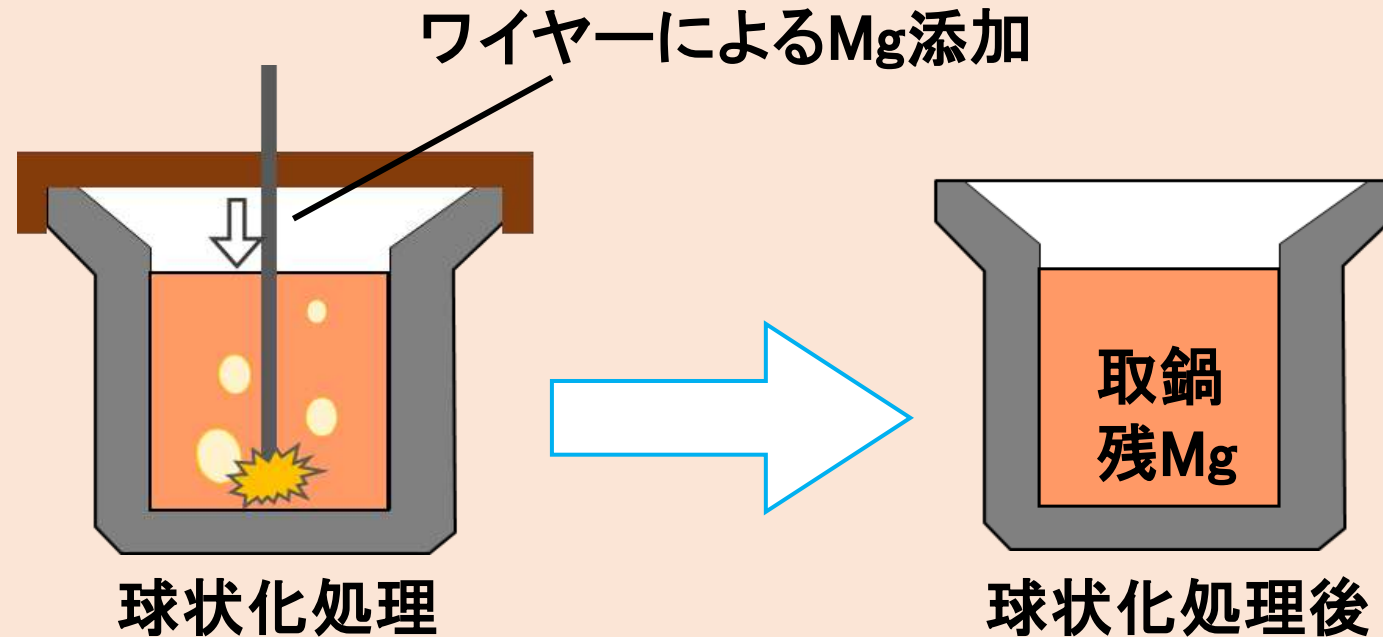


階層型ニューラルネットワークを用いた 黒鉛球状化処理後の取鍋及び製品の残留Mg量の予測

2022年2月22日(火)
株式会社木村鋳造所
開発部 岩見祐貴

球状黒鉛鑄鉄の取鍋Mg歩留解析

ワイヤーMg(コアドワイヤー)による球状化処理の模式図

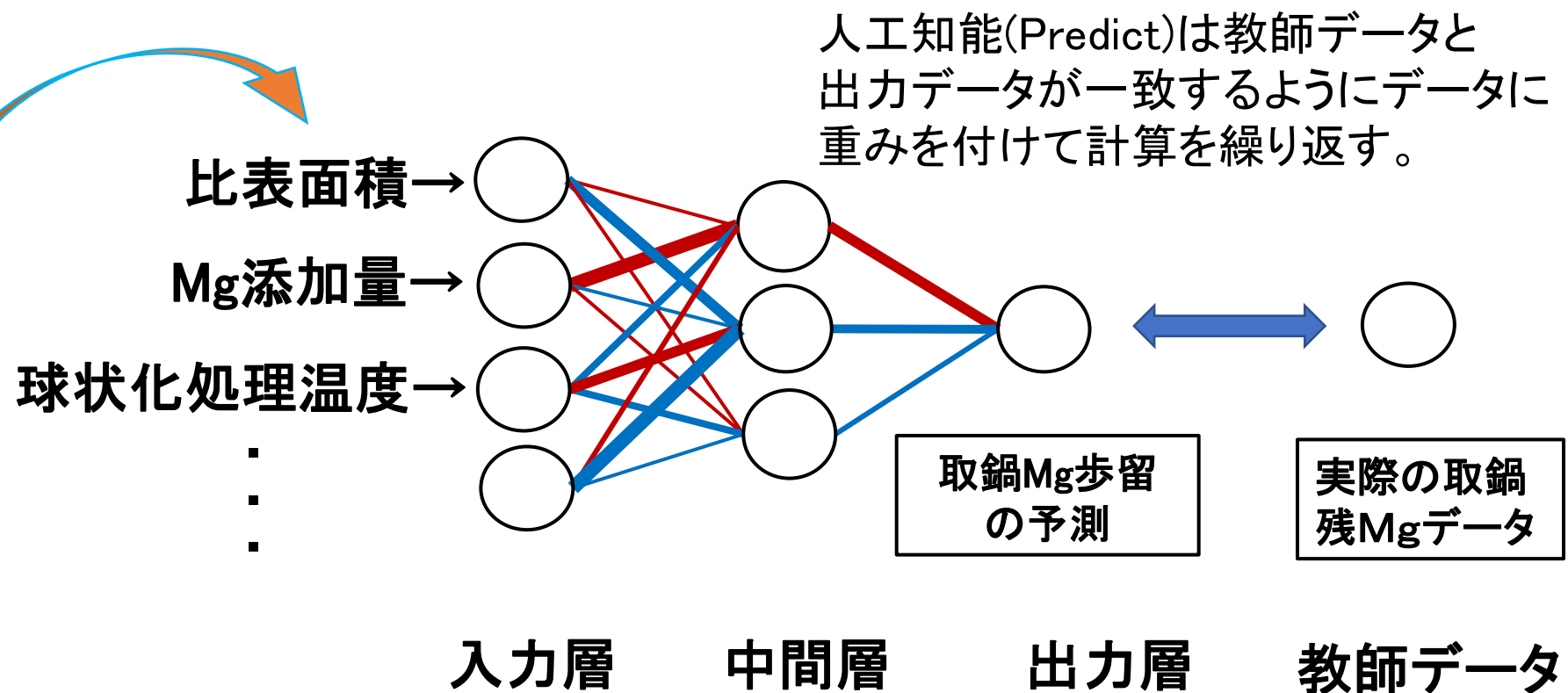


ワイヤーMgでの球状化処理条件と取鍋のMg歩留の関係について、ニューラルネットワークを用いて予測し、各種因子の影響度を調査した。

取鍋Mg歩留におけるニューラルネットワークモデル

取鍋Mg歩留に 関係する因子 (入力データ)

- ・比表面積
- ・Mg添加量
- ・球状化处理温度
- ・ワイヤーの送り速度
- ・各種元素量(O,S,N....)



取鍋Mg歩留に関して、操業時、確実に取得できる情報を因子(入力データ)として入力層に投入し、ニューラルネットワークモデルを構築した。

人工知能を用いた取鍋Mg歩留の予測 (生のデータを単純入力した場合)

1.人工知能にデータ(因子)を単純入力した場合の予測

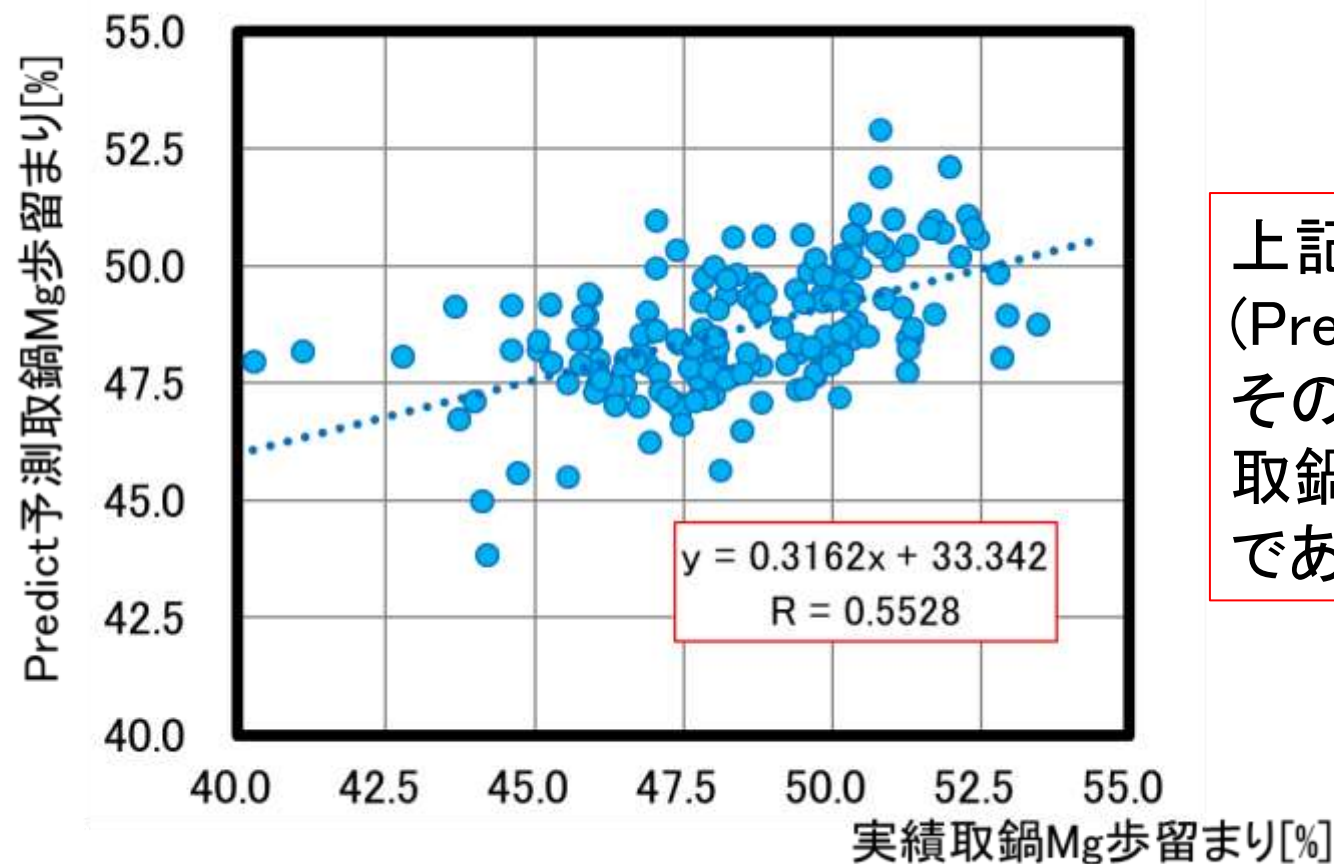
- ①取鍋Mg歩留の実績値とPredictによる予測値の関係を求める
- ②各種因子の影響度を調べる
- ③各種因子に対して現場が感じている事、人工知能(Predict)との評価の差を考察する

人工知能(Predict)へのデータの単純入力例(取鍋残Mg)

Mg処理の入力因子	比表面積 $\times 10^{-3}[\text{cm}^{-1}]$	溶湯に対する Mg添加量[wt%]	球状化処理 温度[$^{\circ}\text{C}$]	ワイヤーの 送り速度 [m/min]	各種元素の分析値				
					C[%]	Si[%]	S[%]	N[ppm]	O[ppm]
因子範囲	6.0~12.0	0.085~0.14	1420~1470	32~40	3.0~3.9	1.1~2.4	0.01~0.025	10~150	8~25

○出力:取鍋Mg歩留まり ○教師データ:実績取鍋Mg歩留まり

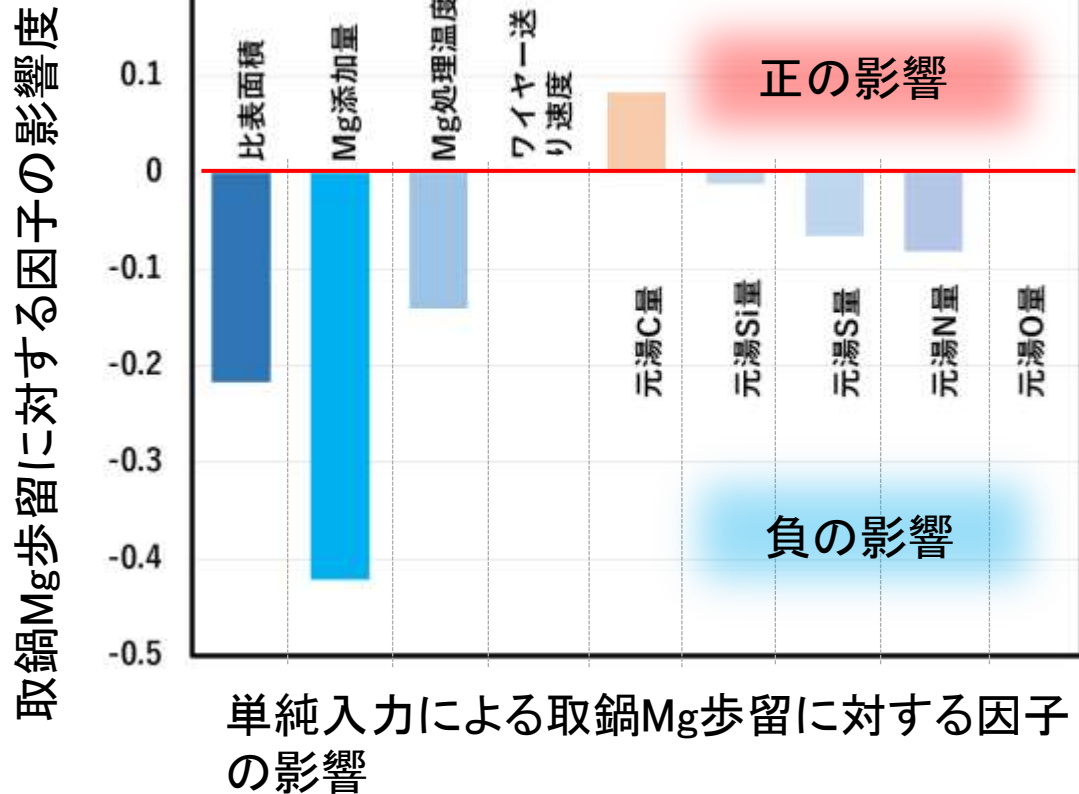
工場:○工場 取鍋:固定 データ数:300



上記データの単純入力によって、人工知能(Predict)で取鍋Mg歩留を予測した。その結果、実績取鍋Mg歩留とPredict予測取鍋Mg歩留の相関は**相関係数R=0.55**であり、十分な相関は得られなかった。

取鍋Mg歩留まりの実績値とPredict予測値の関係

単純入力における各種因子の影響度調査(取鍋Mg歩留)



因子の取鍋Mg歩留に対する影響度

①Mgの添加量

これまでは、大物ではMgは減らせないとはいちんてた。(大物は凝固が遅く、Mgがフェーディングするので、残Mgは高くなければならないといちんていた。Mgの添加量の影響が1番重要だとは思っていなかった。)

②C、Si

C、Si(Cの低いFCD400とCの高いFCD700)のわずかな差によって取鍋のMg歩留が変化するとは現場・技術共に考えていなかった。

③比表面積・球状化処理温度・S、N、O

Mgの歩留は、元湯Sや球状化処理温度の影響が強いと思っていた。窒素(N)の影響が、Sより高いとは思っていなかった。海外の鋳物メーカーが行っているように、取鍋の溶湯深さ(比表面積)の重要性をこのデータより再認識した。

人工知能(Predict)を使って新しく分かったこと

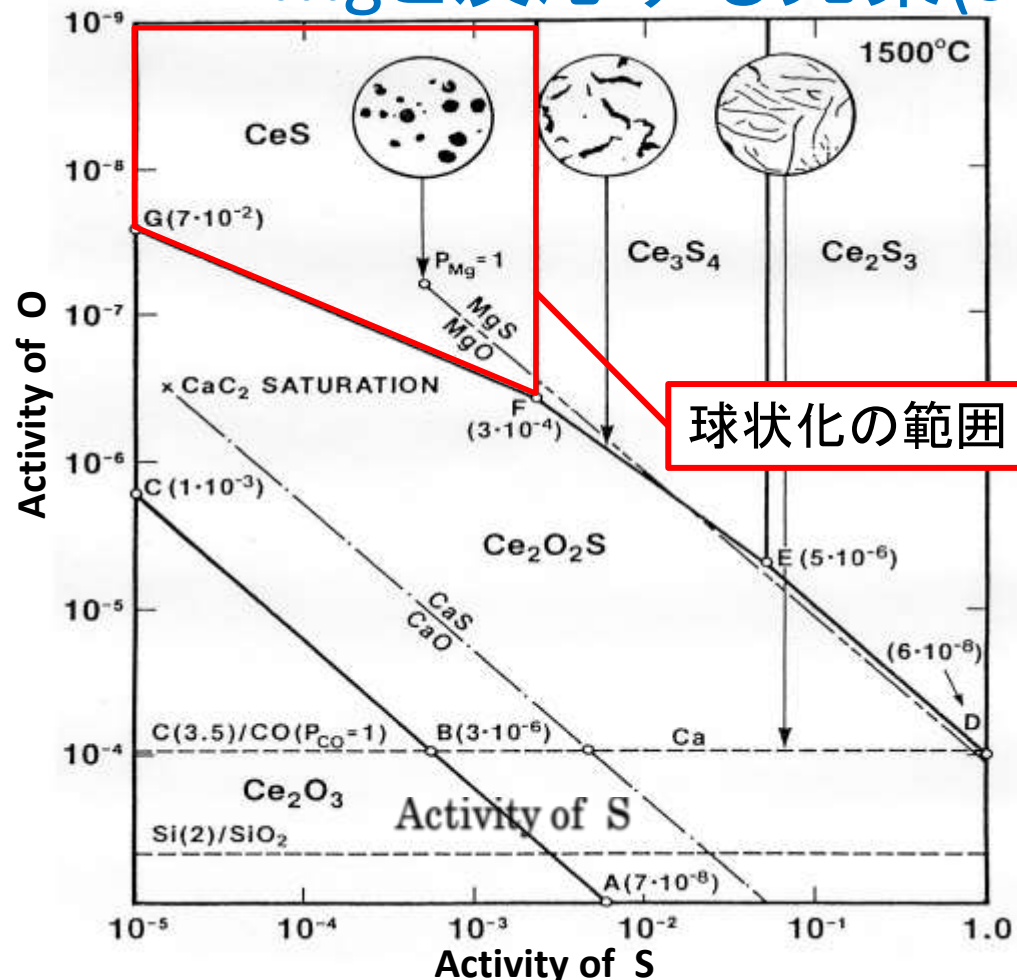
- ①Mgの添加量(Mgの量/溶湯量)が多いと、取鍋におけるMg歩留が悪くなる。
- ②C、Siは、取鍋におけるMg歩留に影響する。

人工知能を用いた取鍋Mg歩留の予測 (原理・原則を加味した場合)

2.人工知能に追加する理論的データの算出

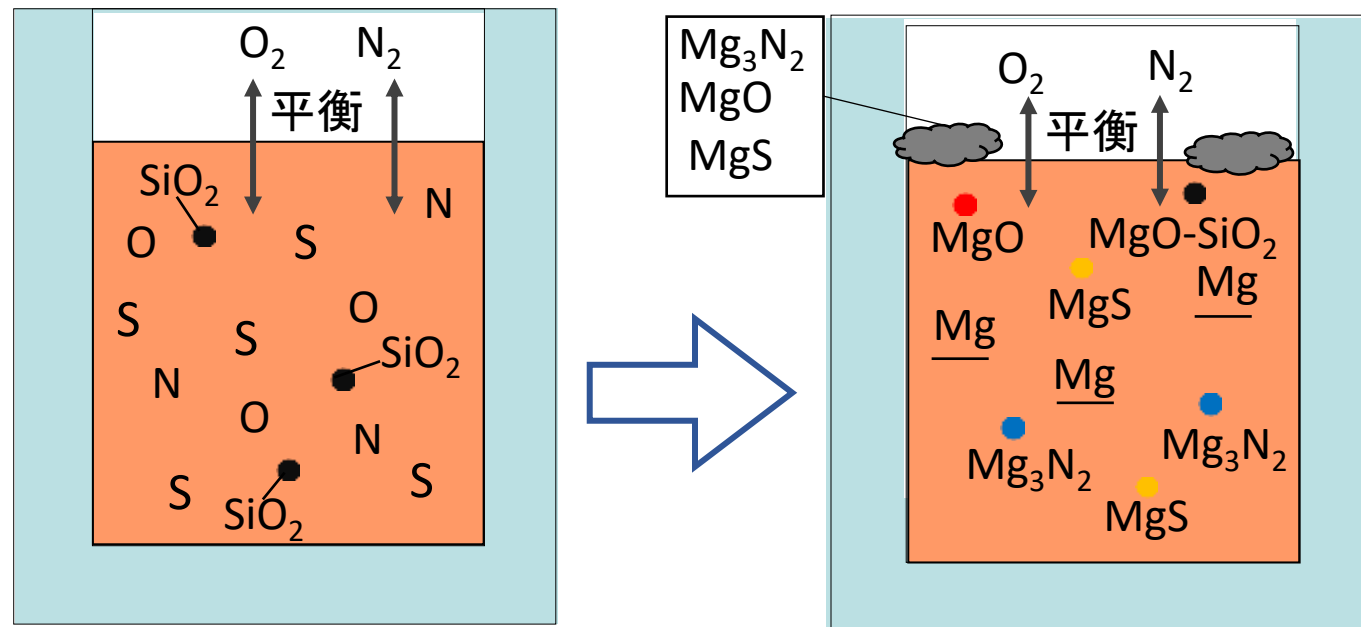
①Mgと反応する元素(S、N、O)などの化学量論的考え方

Mgと反応する元素(S、N、O)などの化学量論的考え方



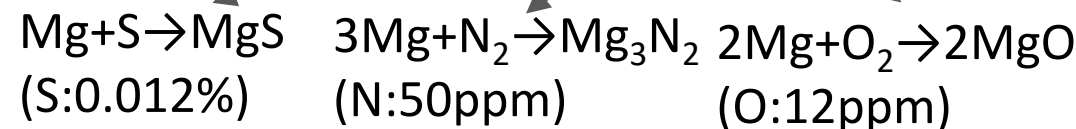
鑄鉄の黒鉛形態に及ぼす硫黄と酸素の影響

*S. V. Subramanian et al.: Mat. Res. Soc. Symp. Proc., 34 (1985), 47.



元湯

Mg球状化処理後



- ① Mg球状化処理により、Mgと反応し溶存O、S、Nは、ほとんどなくなる。
- ② 元湯O、S、Nと**反応するMg量**を原子量比から求め、**新しい因子**として教え込む(入力する)。(O:S:N:Mg=16:32:14:24)

S、N、Oと反応するMg量の求め方①②

① MgSをつくるMg量の教え込みについて

反応式: $\text{Mg} + \text{S} \rightarrow \text{MgS}$ 原子量: $\text{Mg} = 24.31$ $\text{S} = 32.07$

例) 取鍋における溶湯重量1トンに対し、元湯Sのカントバック分析値が0.015%の場合

① 溶湯中のSの重量(g) = $\text{溶湯}1 \times 10^6 [\text{g}] \times 0.015 \times 10^{-2} = 150 [\text{g}]$

② MgSにおけるMgとSの質量比は $\text{Mg} : \text{S} = 24.31 : 32.07$ よって、

Sと反応する最大Mg量 = $150 [\text{g}] \times (24.31 / 32.07) = 114 [\text{g}]$

上記の値を算出し、新しい因子として人工知能に教え込む。

② Mg_3N_2 をつくるMg量の教え込みについて

反応式: $3\text{Mg} + \text{N}_2 \rightarrow \text{Mg}_3\text{N}_2$ 原子量: $\text{Mg} = 24.31$ $\text{N} = 14.01$

例) 取鍋における溶湯重量1トンに対し、元湯Nのカントバック分析値が30ppmの場合

① 溶湯中のNの重量(g) = $\text{溶湯}1 \times 10^6 [\text{g}] \times 0.005 \times 10^{-2} = 30 [\text{g}]$

② Mg_3N_2 におけるMgとNの質量比は $3\text{Mg} : \text{N}_2 = 72.93 : 28.02$ よって、

Nと反応するMg量 = $30 [\text{g}] \times (72.93 / 28.02) = 78 [\text{g}]$

上記の値を算出し、新しい因子として人工知能に教え込む。

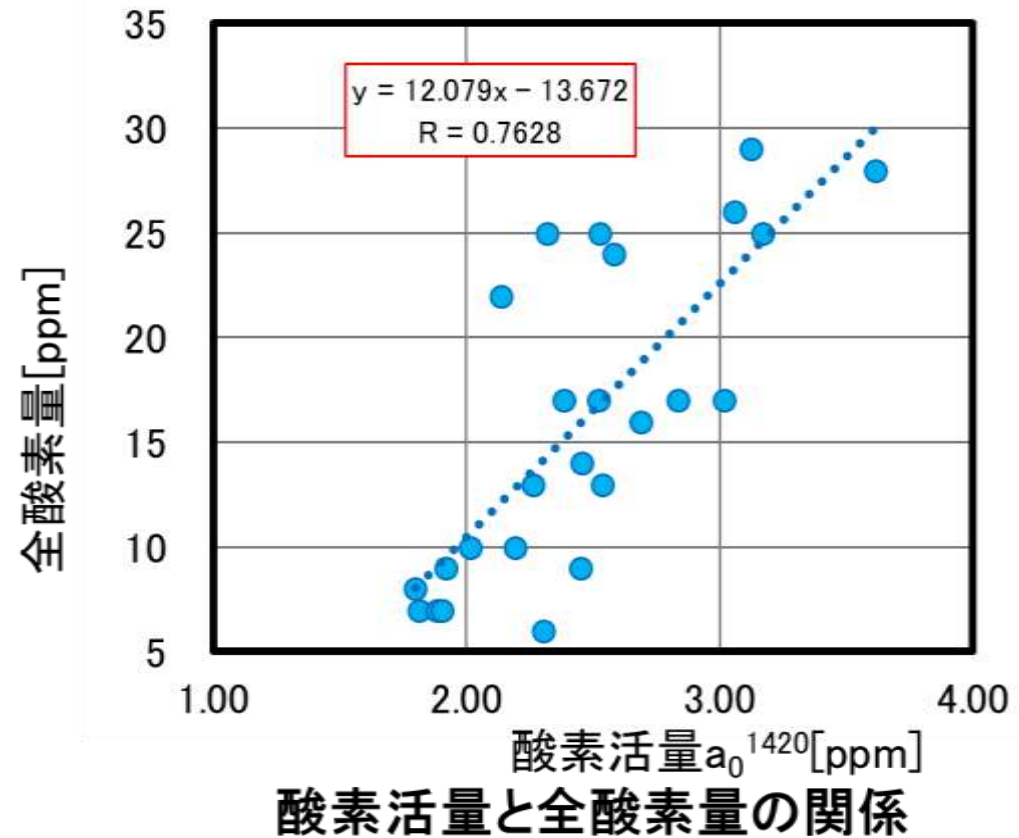
S、N、Oと反応するMg量の求め方③

③ MgOをつくるMg量の教え込みについて

溶解時に酸素活量を計測しているので、
酸素活量と溶存酸素量の関係(右図)より
全酸素量を算出し、

MgとOの質量比 Mg:O=24.31:16.00
MgOの化学反応式 $2\text{Mg} + \text{O}_2 \rightarrow 2\text{MgO}$

よってOと反応するMgの量を算出し、
新しい因子として人工知能に教え込む。



人工知能を用いた取鍋Mg歩留の予測 (単純入力と原理・原則を加味した場合の差)

3. 人工知能へ生データでなく理論的データを 入力した場合の予測値の変化

- ①単純入力と理論データ入力による取鍋Mg歩留の予測精度の差
- ②各種因子の影響度の再調査
- ③因子の影響度がなくなる事例と理由

理論データを追加した場合の取鍋Mg歩留の予測精度

Mg処理の入力因子と除去因子	比表面積 $\times 10^{-3}[\text{cm}^{-1}]$	溶湯に対する Mg添加量[wt%]	球状化処理 温度[°C]	ワイヤーの 送り速度 [m/min]	各種元素の分析値				
					C[%]	Si[%]	S[%]	N[ppm]	O[ppm]
因子範囲	6.0~12.0	0.085~0.14	1420~1470	32~40	3.0~3.9	1.1~2.4	0.01~0.025	10~150	8~25

新しい入力因子	MgSの Mg量[g]	Mg ₃ N ₂ の Mg量[g]	MgOの Mg量[g]
因子範囲	75~488	77~535	12~96

○出力:取鍋Mg歩留 ○教師データ:実績取鍋Mg歩留
工場:○工場 取鍋:固定 データ数:300

- ①人工知能(Predict)へ理論的データを追加して、Mg歩留を再予測した結果、実績取鍋Mgとの相関係数は **R=0.78**と、**単純入力(R=0.55)**よりも向上した。
- ②理論データで使われた因子は、計算で使われて重複するので、影響度なしとなる。**重複データ**は入力データから除去する方が良い。(しなくても大差ない)
- ③実績と予測に誤差があることから、Mgの蒸発、球状化処理後の空気との反応など、まだ**数値化**できていない因子が存在することがわかる。

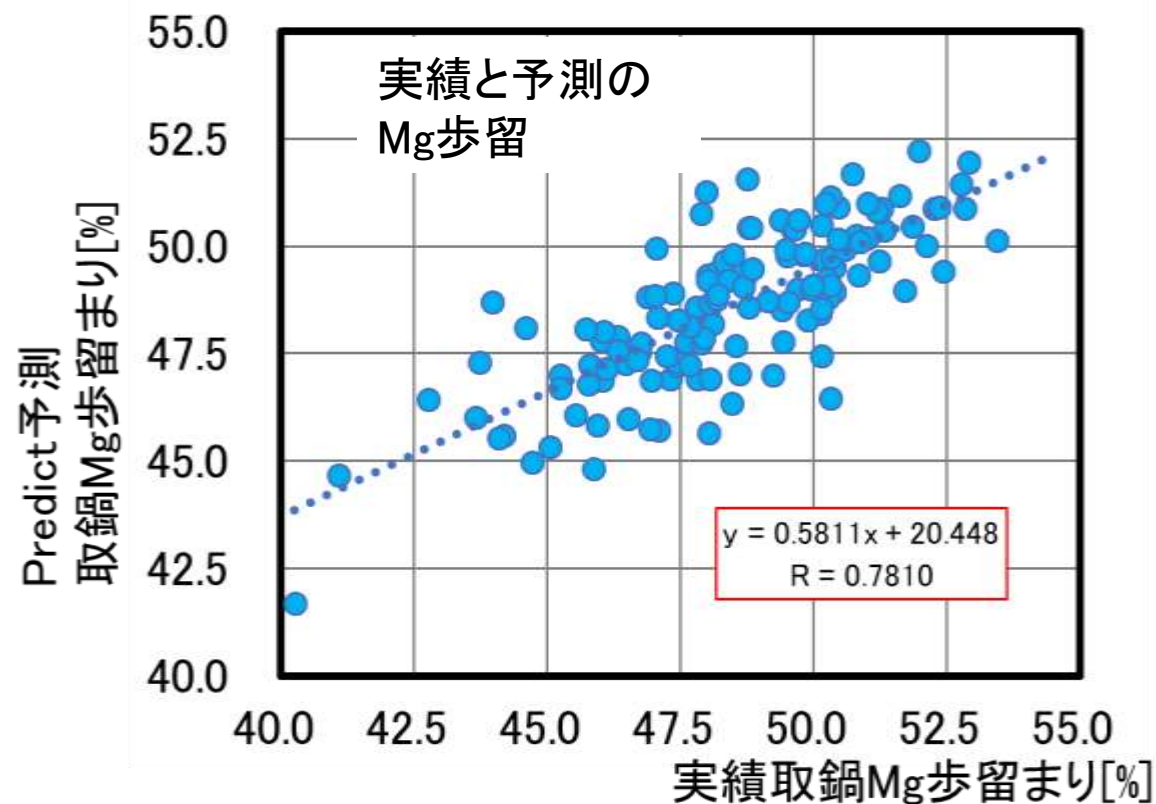
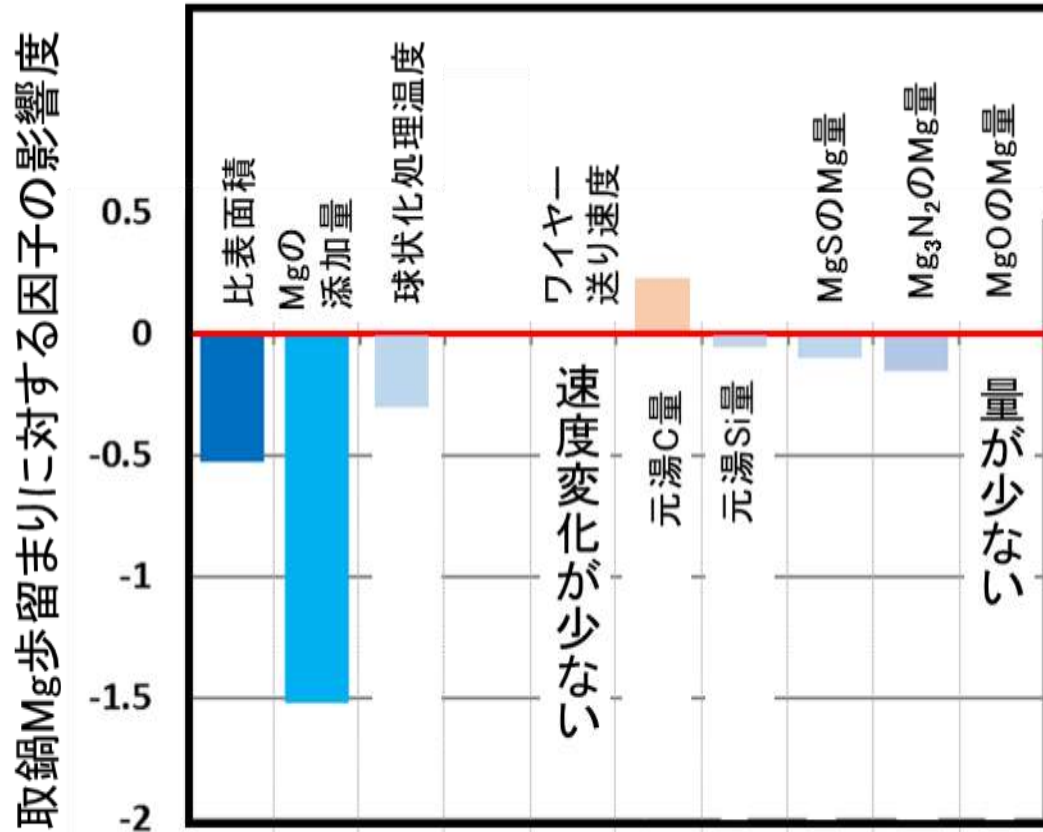


図 理論データ追加によるMg歩留りの実績値と予測値の関係



- ### 各因子の影響度
- ①Mgの添加量が多いほど、取鍋Mg歩留は悪くなる。
 - ②比表面積が小さいほど(取鍋が深いほど)、取鍋Mg歩留は良くなる。
 - ③処理温度が低いほどMgの歩留が上昇する。
 - ④C、Siの量によって、Mgの歩留が変化する。
 - ⑤S、Nと結合したMg量が多いほど、取鍋Mg歩留は悪くなる。MgOは量が少ない。

理論的データ入力の取鍋Mg歩留まりに対する因子の影響

因子の影響度がなくなる理由

因子の振れ幅が無い場合、影響度なしと判断される。

人工知能へ理論的因子データを追加した場合の解析方法

まずは、分かっているデータを単純に入力して、人工知能の解を見る。

単純入力

- ①相関係数 $R=0.55$ であり、精度が低い。
- ②添加するMg量が多いとダメみたい？
- ③C量が関係するの？

人工知能という
第三者の意見として重要

人工知能の回答の中に論理的真実があるかを調べ、論理的計算を加味する。

理論的因子データの算出

- ①元湯のO、S、Nと反応するMg量を求める。
- ②C、Siが最大Mg溶解量に及ぼす影響を熱力学から求める。

人工知能が出した結論から再度、人が考察して対策を行う。

因子についての再考察

- ①因子について予測できているもの、いないものを再考察し因子を追加する。
- ②各因子について、他の因子の影響を排除して影響度合いを再考察する。

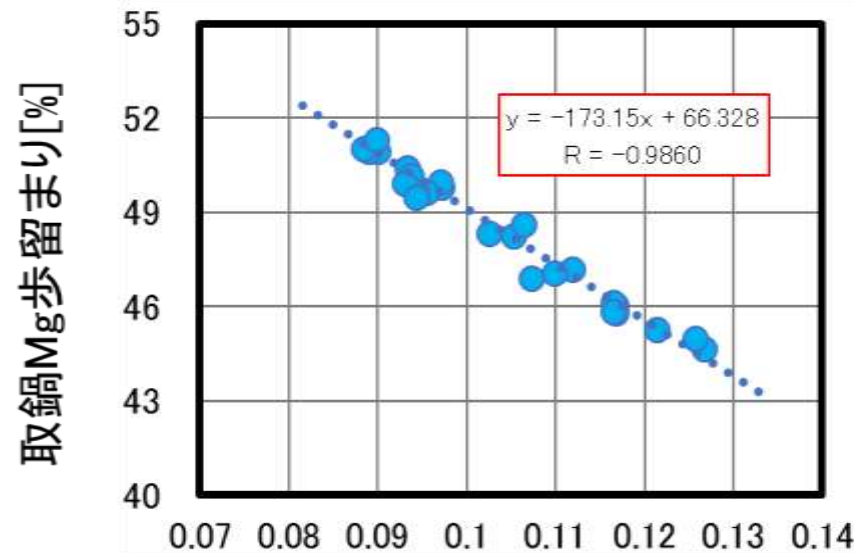
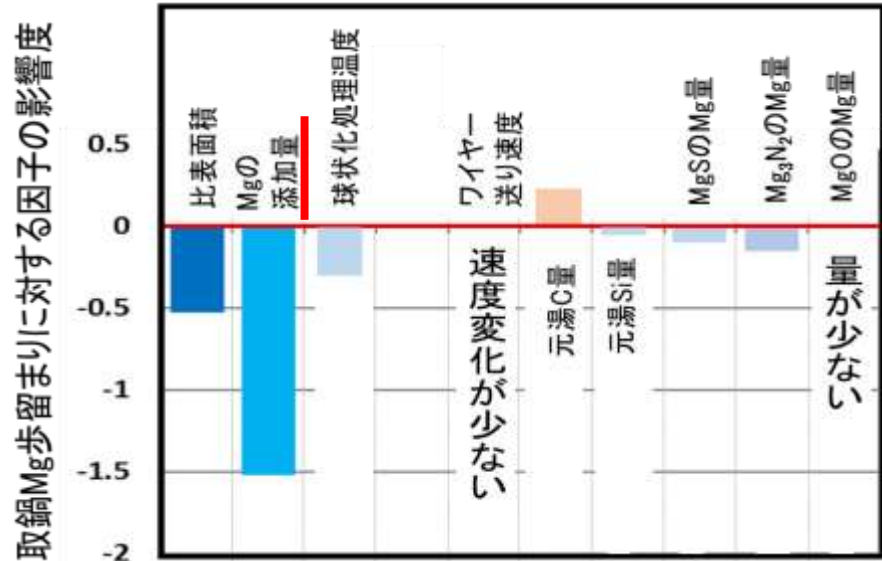
考察とデータ追加を繰り返す

理論や原理を加味したデータを入力し、正解率を上げる。

理論的因子(データ)の追加

- ①理論式を教え込み、モデルの予測精度を向上させる。
- ②理論的因子の追加が正解かどうかの確認

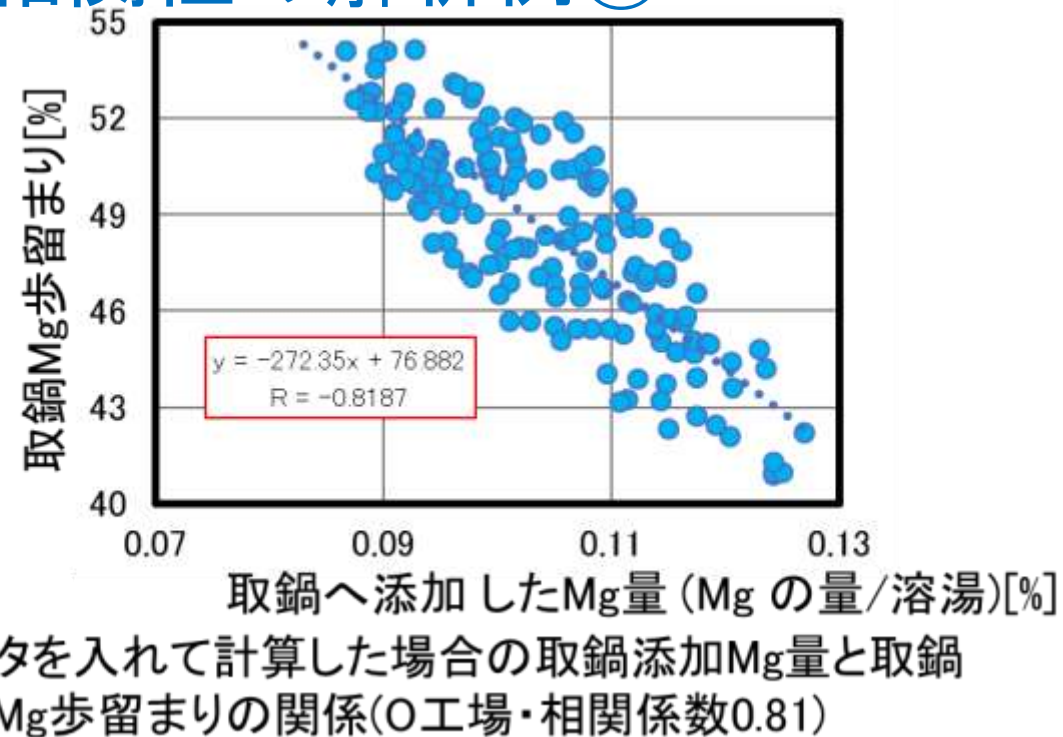
因子Aのみの影響を見た場合の相関性の解析例①



① 取鍋へ添加したMg量(Mgの量/溶湯)[%]
Mg添加量以外の因子がほぼ同じデータのみを
取り出して求めた場合(O工場・相関係数0.99)

全データ
での解析

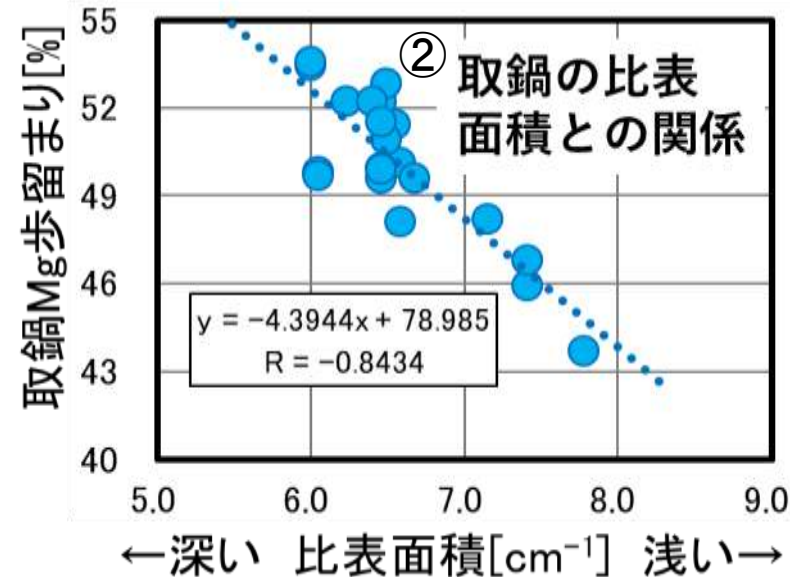
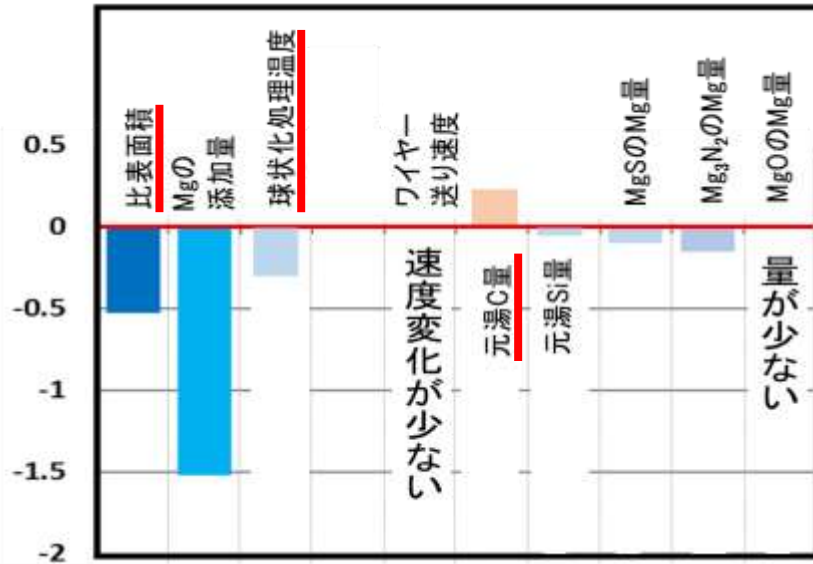
類似データ
のみでの解析



通常解析では、いくつかの因子が影響しあうため全データを入れて解析すると、良い相関は得られなくなる。それに対し、Predictを用いて各因子の影響を算出することで、効果的な因子についてより鮮明に解析することができる。ただし、データ数や学習させる因子範囲等には注意が必要。

各因子のみの影響を考えた場合の相関性の解析例②③④

取鍋Mg歩留まりに対する因子の影響度

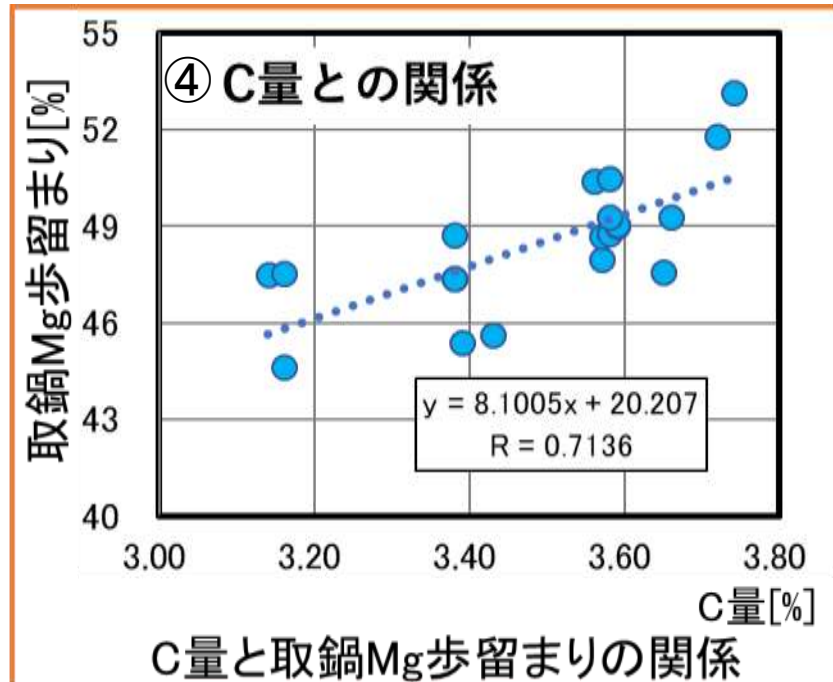
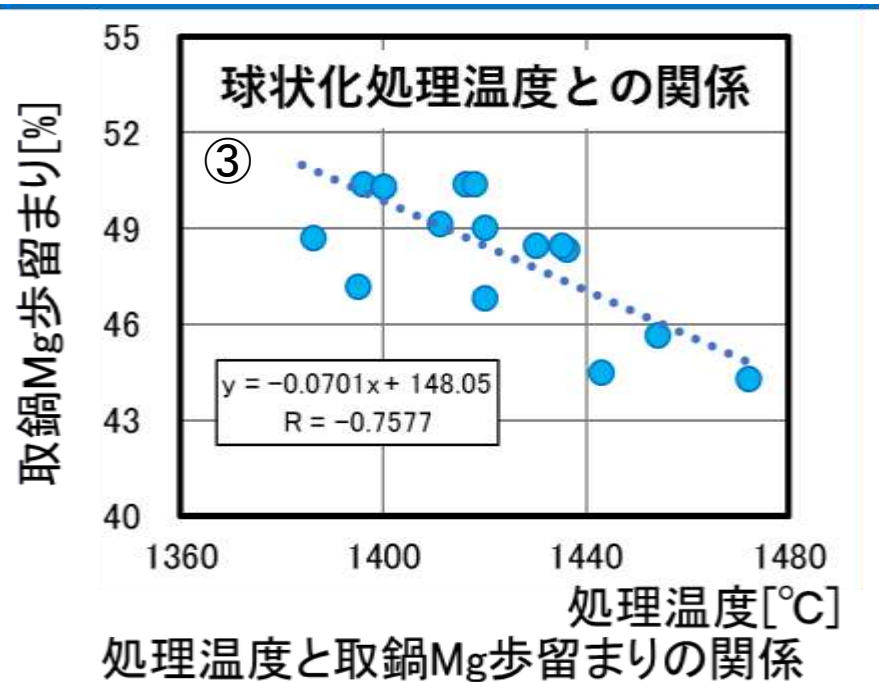


②取鍋の比表面積(深さ)と取鍋Mg歩留まりの関係

・比表面積が小さい(取鍋深さが深い)ほど、取鍋Mg歩留まりは良くなる。

③球状化処理温度と取鍋Mg歩留まりの関係

・処理温度が上がると最大溶存Mg量は下がり、取鍋Mg歩留まりは悪くなる。



④C量と取鍋Mg歩留まりの関係

・C量が増えると最大溶存Mg量が上がり、取鍋Mg歩留まりは良くなる。

因子の影響度が小さくなるほど相関係数も小さくなる傾向を示す

人工知能を活用した3工場の取鍋Mg歩留予測

4.人工知能の予測を用いた新たなデータ解析事例

- ①ニューラルネットワークを用いた0工場の解析をもとに、影響が非常に大きかった因子のみに絞り込み、3工場のMg歩留と添加すべきMg量を予測する。
- ②種々の因子について、本当に相関があるのかを、複合的要因を除外して算出しグラフ化する。また、グラフより対策や不具合原因の考察を行う。

3工場における取鍋Mg添加量と取鍋Mg歩留の関係

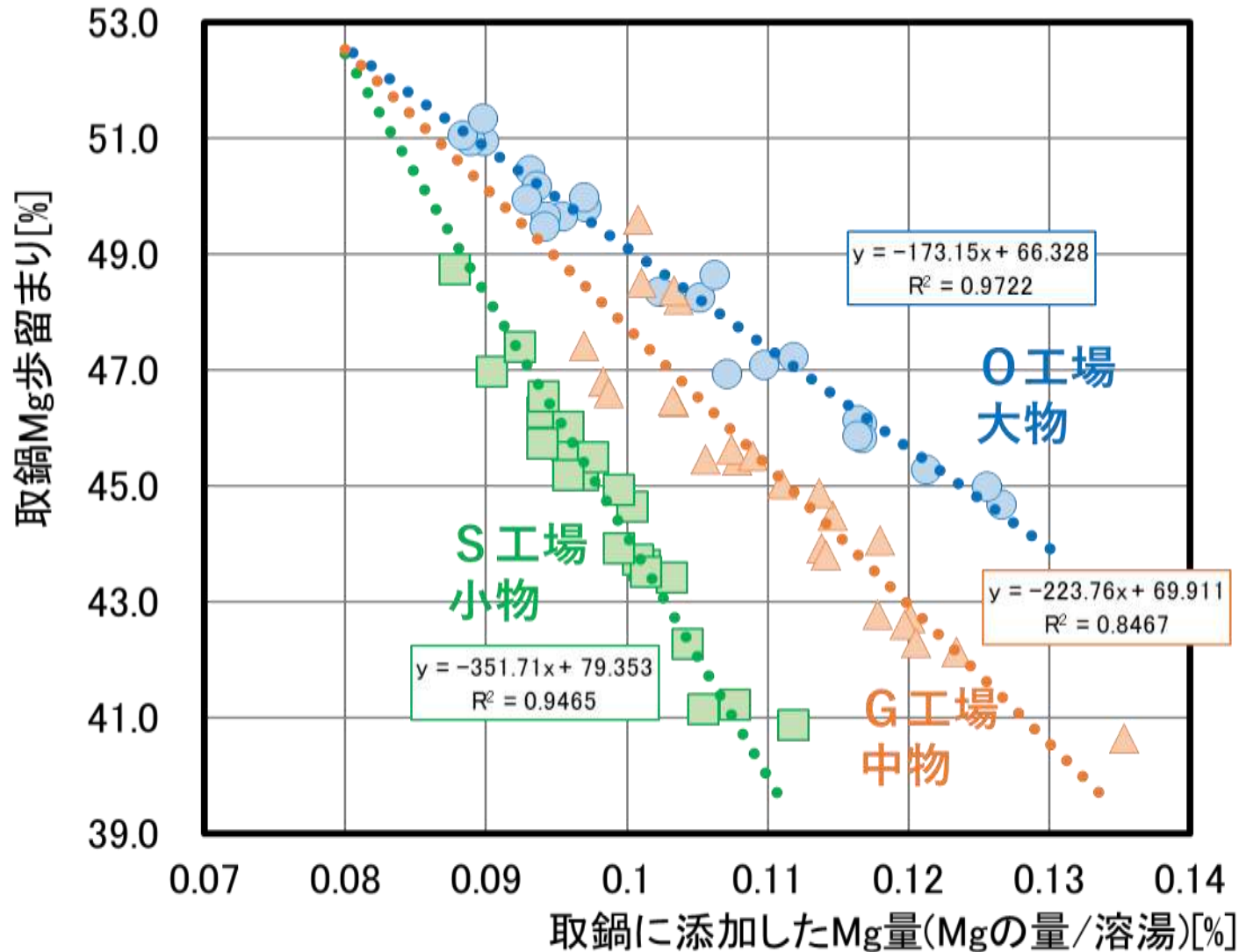


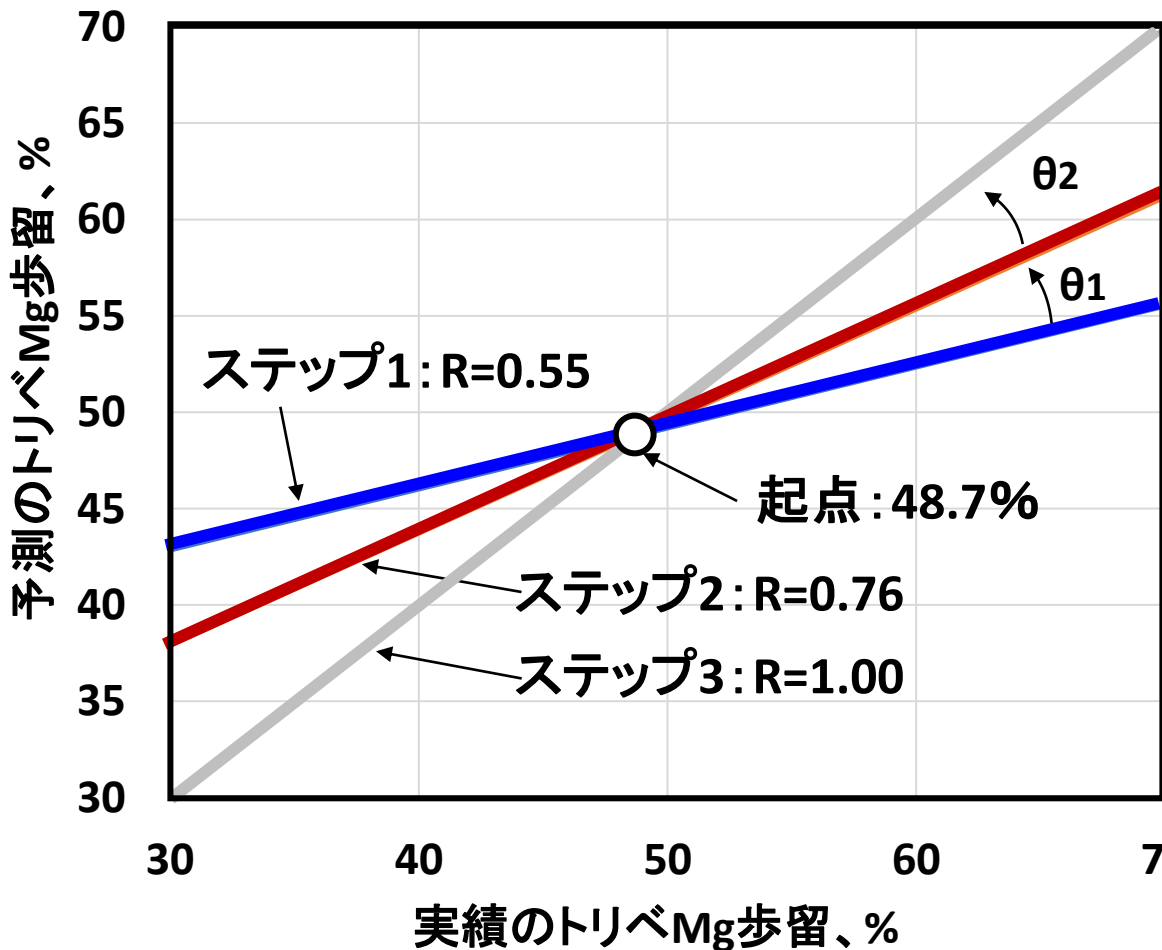
図 3工場における取鍋へ添加したMg量と取鍋のMg歩留まりの関係(添加Mg量以外の因子を排除したデータ)

①球状化処理条件が異なる3工場の取鍋Mg歩留は、添加するMg量が**0.08%の時に歩留が52%付近に収束する**。すなわち、これは $0.08 \times 0.52 = 0.042\%$ の**取鍋残Mgに収束すること**を意味している。すなわち、過剰のMgを加えるよりも**0.08%分のMgを加えておけば、取鍋残Mgは0.042%程度に自然になる**事を示している。

②大物を扱っているO工場は取鍋深さが深いので取鍋Mgの歩留は高いが、逆に小物が多いS工場では取鍋が浅いので歩留は低い。ただし、添加量を0.08%にすればほとんど差はなくなると考えられる。

Point
 添加Mg量を減らすほど取鍋Mg歩留は高くなる。すなわち、添加Mg量がある程度減らしても球状化不良が起こるわけではない。

人工知能 (Predict) によるMg歩留の予測と 人間の考察によるさらなる解析



第1ステップ: 単純データ入力

溶湯に対する Mg添加量%	トリベの 比表面積	球状化 処理温度	元湯成分 C、Si、S、N、O	ワイヤー 送り速度
------------------	--------------	-------------	--------------------	--------------

第2ステップ: 理論データ入力

溶湯に対する Mg添加量%	トリベの 比表面積	球状化 処理 温度	元湯 成分 C、Si	Mgと 反応する S、N、O	ワイヤー 送り速度
------------------	--------------	-----------------	------------------	----------------------	--------------

第3ステップ: 処理後
データと不明な要因の補正

溶湯に 対する Mg添加量%	トリベの 比表面積	球状化 処理 温度	元湯 成分 C、Si	処理後 成分 S,N,O	ワイヤー 送り速度	不明な 要因
----------------------	--------------	-----------------	------------------	--------------------	--------------	-----------

分からない要因(人が考えつかない何か)を θ で補正する。
Mg歩留48.8%を起点に回転させればよい。

- ① 人工知能だけでは分からないので、人間が人工知能の出した解について再度考察することが重要。
- ② 第3ステップまでを、AIの力に人間の力を加味することにより、問題を解決する。
- ③ 未知の要因を θ_2 で補正することが出来る。因子の選択が正しい程、 θ は小さくなる。

ここまでのまとめ

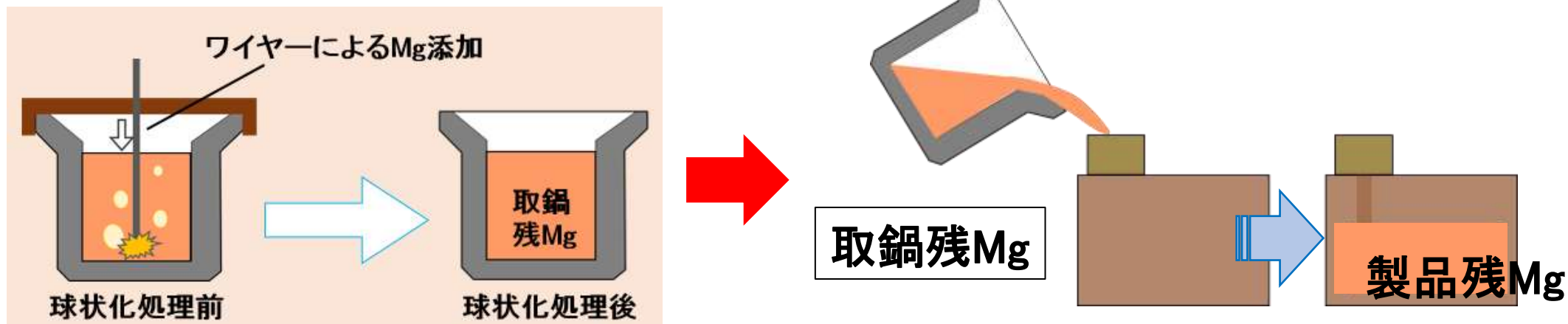
(人工知能を用いた取鍋におけるMg歩留の予測)

- ①人工知能を使うことによって、溶湯に対するMg添加量やC、Siの影響など従来気がつかなかった因子が影響すると分かった。
- ②C、SiがMgの溶解度に影響を与えるという熱力学的理論が立証された。
- ③取鍋におけるMg歩留を向上させるためには以下の5つのことが重要である。
 1. 溶湯に対するMgの添加量を少なくする
 2. 比表面積を小さくする(取鍋深さを深くする)
 3. 球状化処理温度を下げる
 4. Cの量を過共晶にならない程度に上げる
 5. Mgと反応する各種元素(S,N,O)の量を下げる
- ④人工知能(Predict)は理論的データ因子の入力によって予測精度が向上する。
(データ数やデータの質にもよる)
- ⑤人工知能の出した結果をもとに新たな解析を行うことが非常に重要である。

球状黒鉛鋳鉄の製品Mg歩留の解析

人工知能(Predict)を用いて取鍋でのMgの歩留について求めたので、次に取鍋から製品までの間におけるMgの歩留を求め考察を行った。

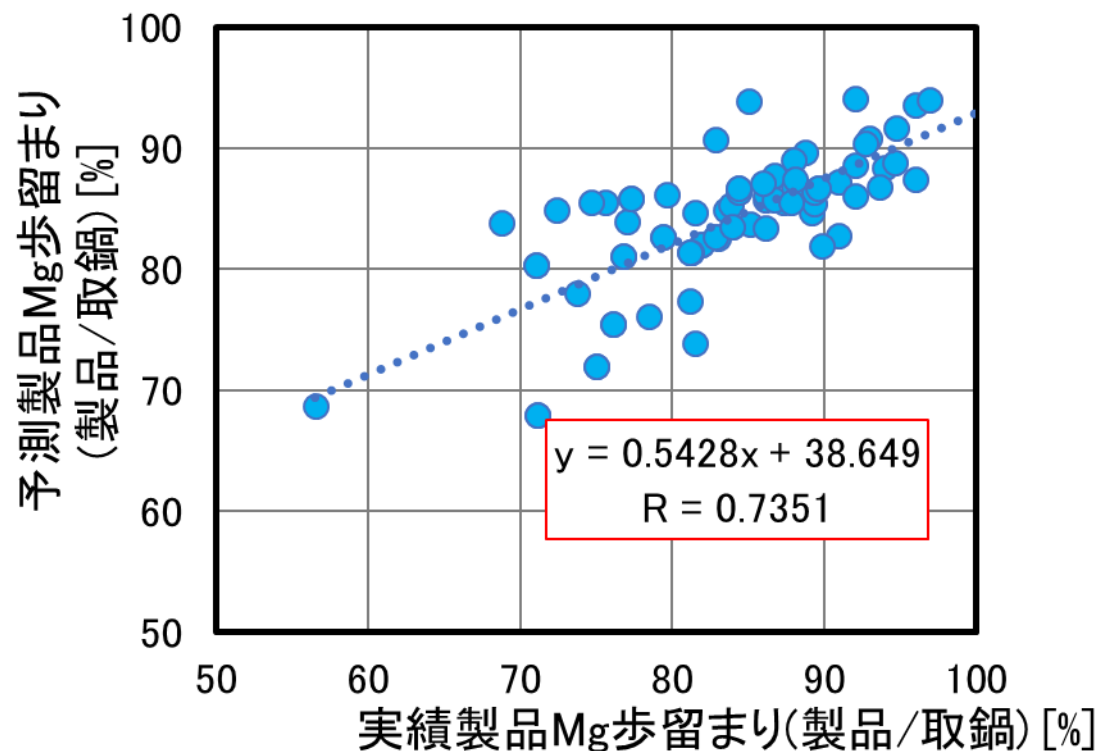
- ① 入力するデータの考察
- ② 各種因子の影響度と順位
- ③ 3工場のデータを用いた解析と考察



製品へのMg歩留予測

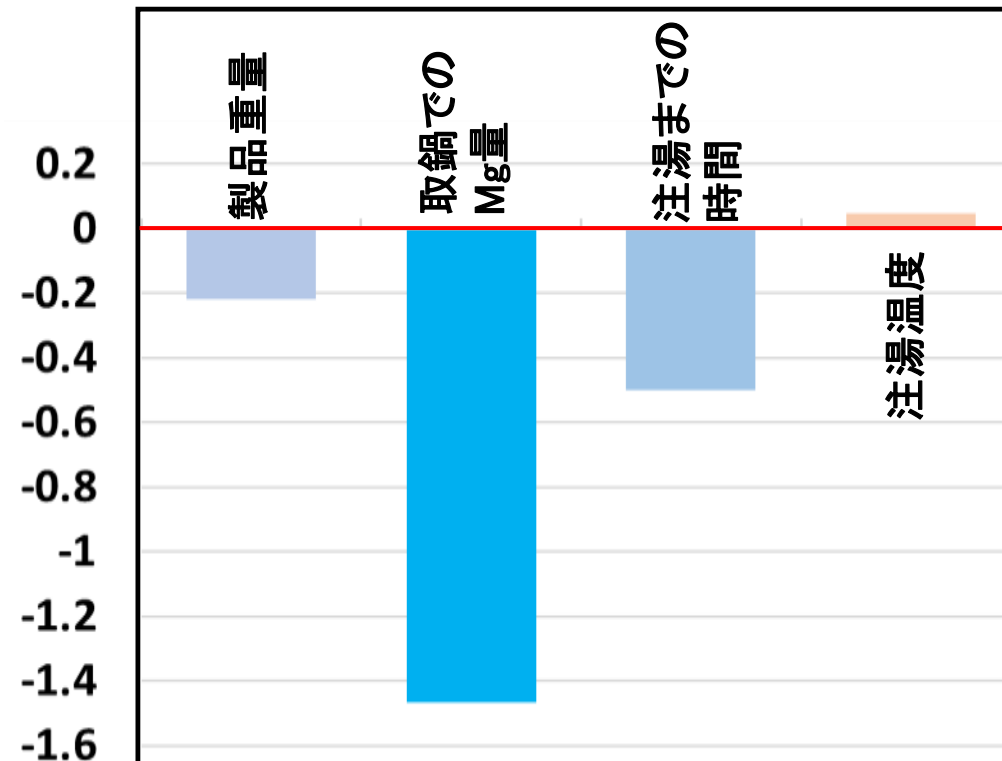
注湯作業の 入力因子	製品重量 [kg]	取鍋でのMg量 [wt%]	注湯までの 時間[min]	注湯温度 [°C]
因子範囲	200~23000	0.046~0.060	7.5~10.5	1387~1428

データ数:100



取鍋から製品へのMg歩留まり予測結果

製品Mg歩留に対する因子の影響度

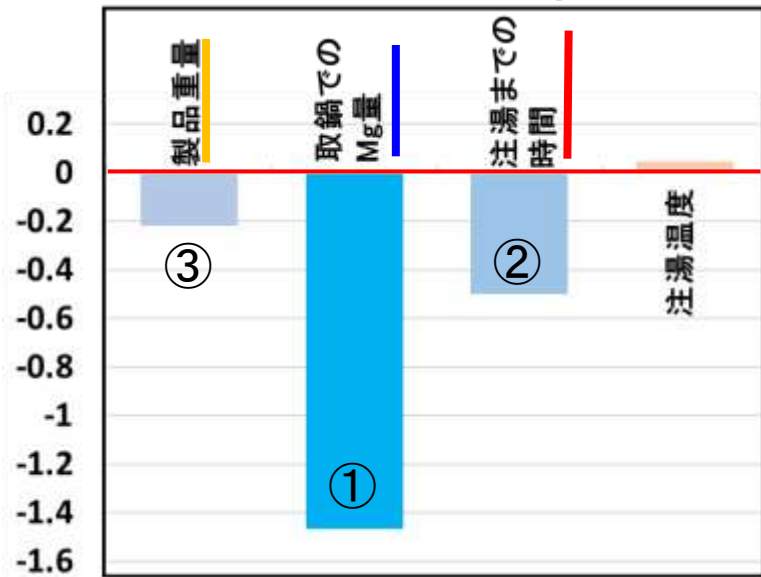


製品へのMg歩留に対する因子の影響

製品へのMg歩留予測結果は相関係数 $R=0.74$ であり相関が得られる。

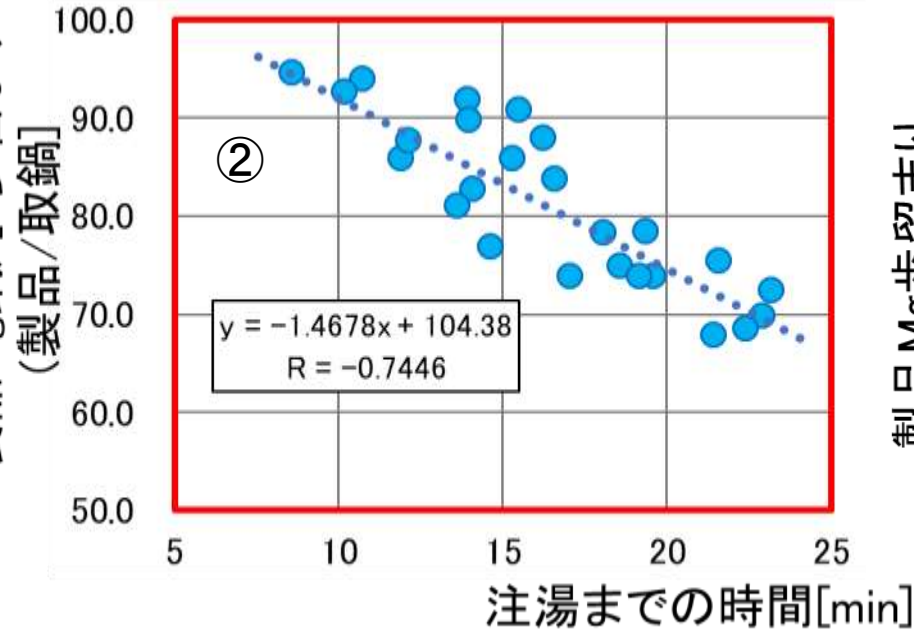
各因子のみの影響を考えた場合における相関性の解析例(○工場)

製品Mg歩留に対する
因子の影響度



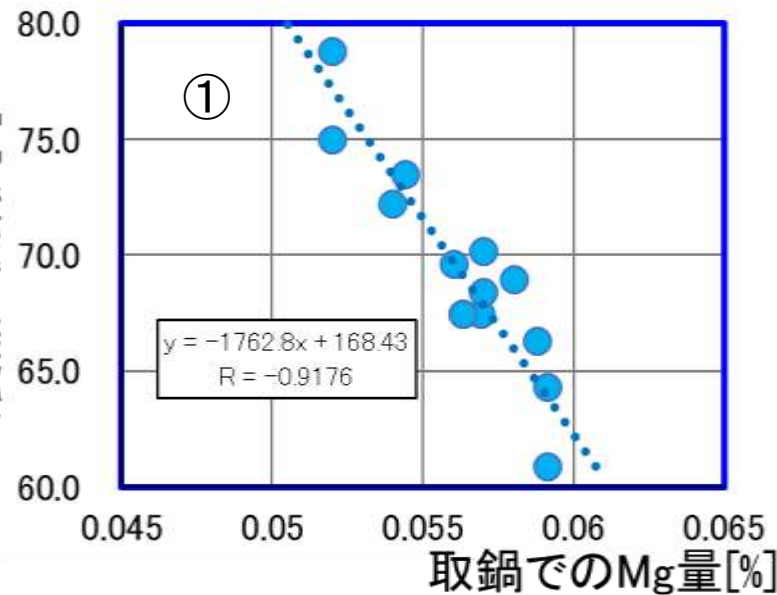
製品のMg歩留に対する因子の影響

製品Mg歩留
(製品/取鍋)



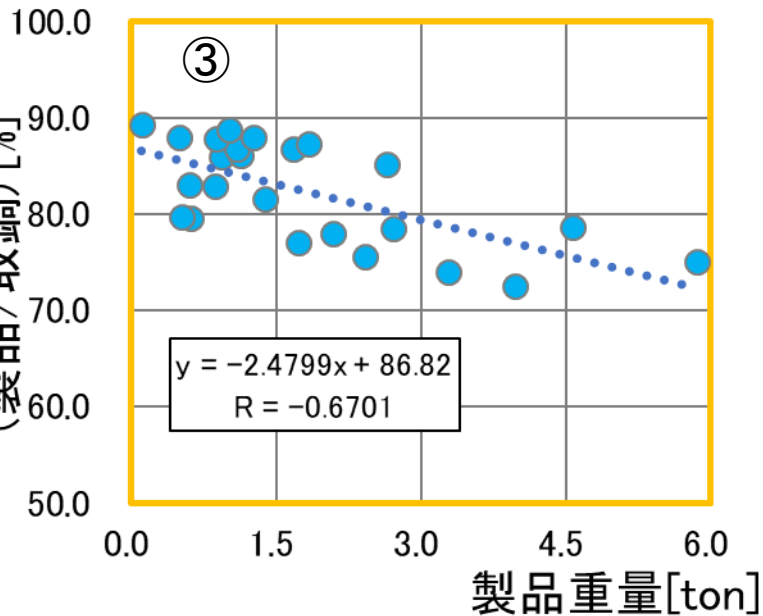
注湯までの時間と製品Mg歩留まりの関係

製品Mg歩留まり
(製品/取鍋)



取鍋Mg量と製品Mg歩留まりの関係

製品Mg歩留まり
(製品/取鍋)



製品重量と製品Mg歩留まりの関係

①取鍋でのMg量と製品Mg歩留の関係

- 取鍋でのMg量が多いほど製品Mg歩留は悪くなる。

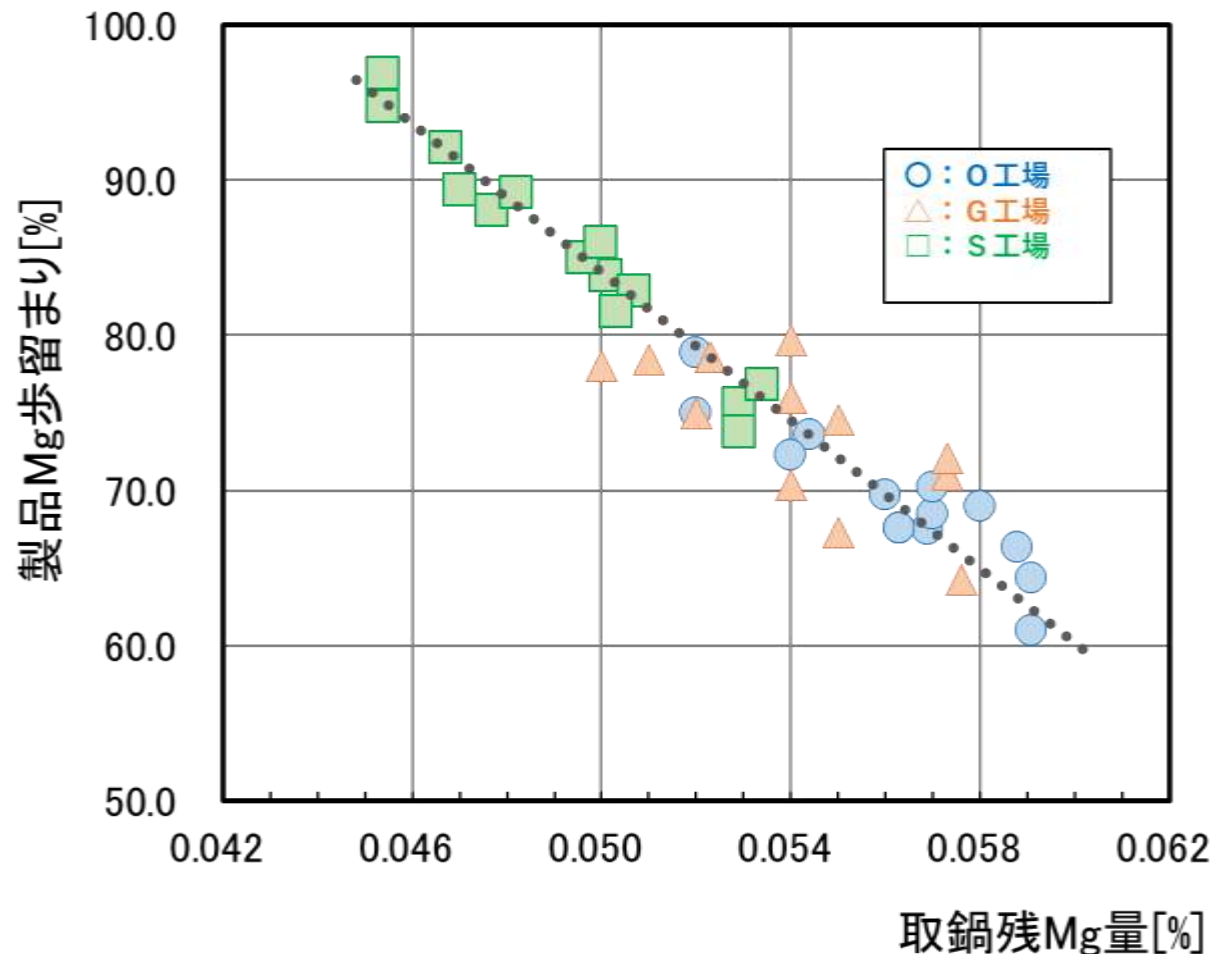
②注湯までの時間と製品Mg歩留の関係

- 注湯までの時間が長いほど製品Mg歩留は悪くなる。注湯までの時間は10分以内を厳守する必要がある。

③製品重量と製品Mg歩留の関係

- 製品重量が大きいほど製品Mg歩留は悪くなる。ただし、思っているより影響は小さい。

3工場の取鍋残Mgと製品Mg歩留の関係



3工場における鍋残Mg量と製品Mg歩留まりの関係

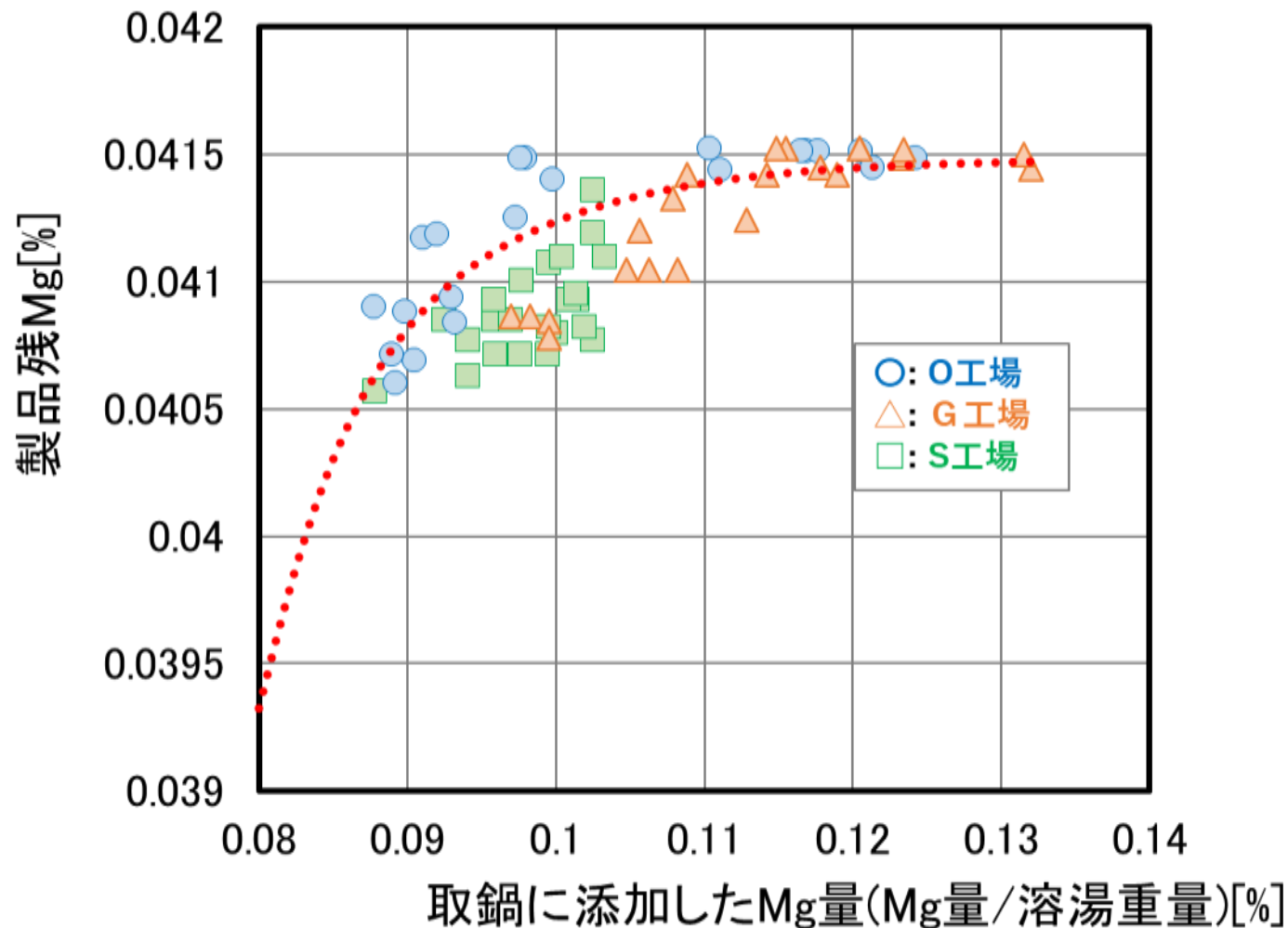
従来、大物鋳物においては、凝固が終了するまでにかかり時間がかかるケースもあるため、当然大物鋳物では取鍋残Mgを0.055%程度まで多くしないとイケないと考えていた。また、1度でも球状化不良が起こると、すぐに取鍋残Mgを高めるということもありました。

この図から、解析に用いた因子範囲や操業状態が固定されている場合は取鍋残Mgの目標値を0.043%程度にすると、取鍋残Mgと製品残Mgに大きな差がなくなると考えることができる。

Point

取鍋残Mg目標値を高くするほど製品Mg歩留は低下する。取鍋残Mgの目標値は0.043±0.05%程度に設定すべきである。

取鍋へ添加したMg量と製品残Mgの関係



取鍋に添加したMg量と製品残Mgの関係(3工場)

- ①取鍋に添加するMg量増加に伴い、取鍋でのMg歩留が悪くなることに加え、製品へのMg歩留も悪くなる。結果的に製品残Mgは0.0415%に収束する。
- ②大物鋳物で一般的に言われる目標製品残Mg $0.038 \pm 0.005\%$ とすると取鍋に添加するMg量は現状よりもっと少なくできる事が分かる。
- ③逆に言うと、現状の3工場のMg添加量はまだまだ多いということになる。

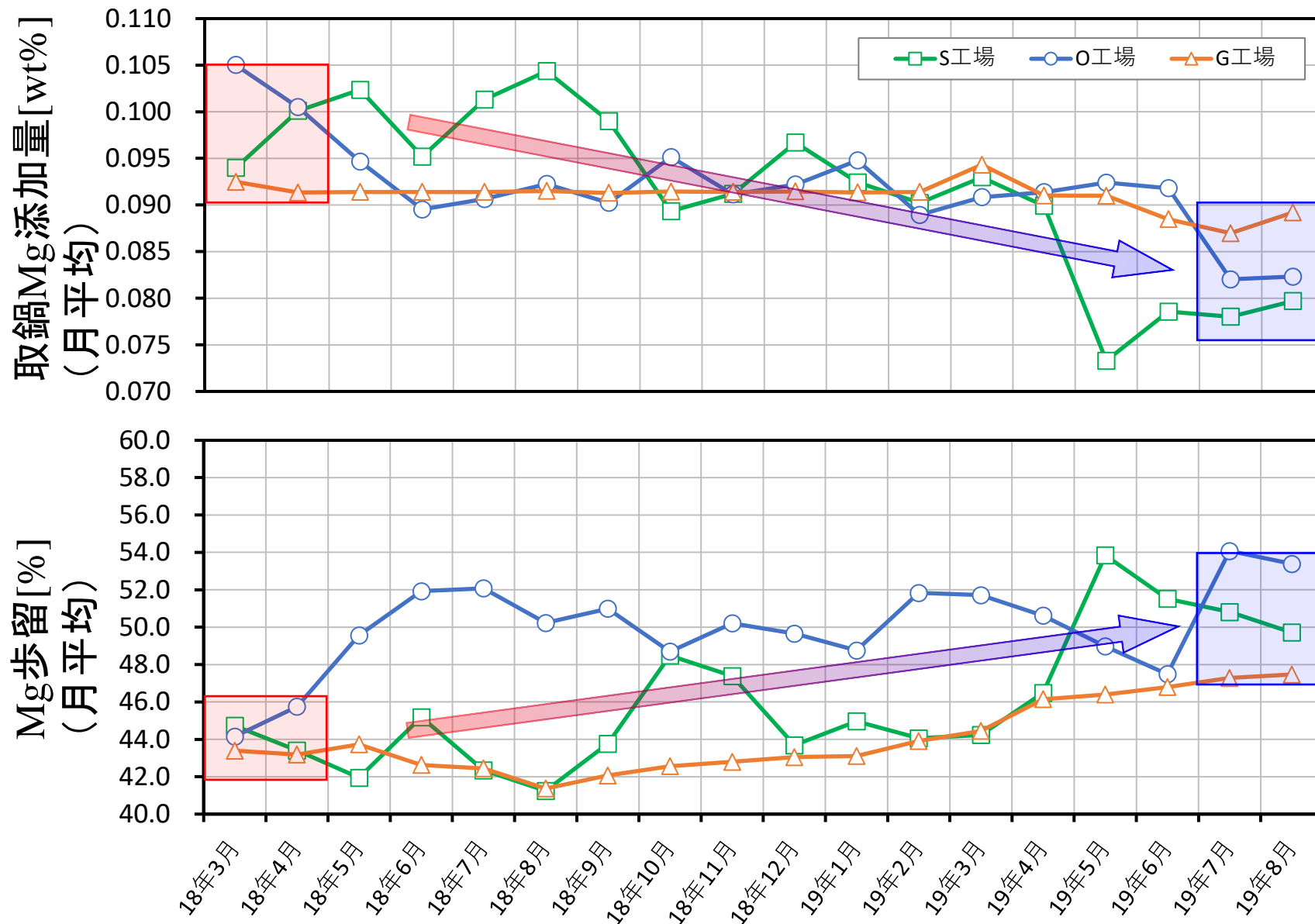
Point

現状の目標取鍋残Mgや取鍋へのMg添加量は多すぎるので、減らす必要がある。

人工知能(Predict)によるMg歩留の解析に関するまとめ

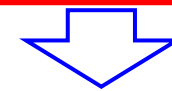
- ①人工知能を使うことで、これまで人間の感覚では気がつかなかった新たな発見や意見を人工知能が提案してくれる。人工知能の意見を第三者の重要な参考意見として、各種解析に応用することができる。また、過去の研究結果や理論も立証できる。
- ②人工知能への因子(データ)入力は、まずは生データを入れて人工知能の意見を聞いてみる方が良い。その結果をもとに、理論や計算で得られる新しい因子(データ)を追加入力し、再度データの解析を行う。
- ③人工知能に入力するデータが重複している場合や誤差が少ない場合は、影響がないと判定するので、注意を要する。
- ④人工知能(Predict)を用いて球状黒鉛鋳鉄のMg歩留解析を例題として行ってみた。その結果、以下のことが分かった。
 1. 取鍋の残Mg目標値を高くするほどMgの歩留は低下するため、大きな製品だからと云って取鍋で添加するMg量を多くすることには意味がない。
 2. 取鍋の残Mg目標値は0.043%以下が好ましい。製品残Mg $0.038 \pm 0.005\%$ にするためには、さらに取鍋の目標残Mg値を下げる必要がる。
 3. Mgの歩留にはC%の影響が見られる。

Mg添加量とMg歩留の推移



3工場の取鍋Mg添加量とMg歩留について、月平均値の推移を示した。

18年3～4月
取鍋Mg添加量[wt%]
→0.090～0.105
Mg歩留[%]
→42.0～46.0



19年7～8月
取鍋Mg添加量[wt%]
→0.075～0.090
Mg歩留[%]
→47.0～54.0

Mg添加量減少によってMg歩留は大きく向上した。

図. 3工場の取鍋Mg添加量とMg歩留の推移(18年3月～19年8月(月平均))

Thank you for your attention.