

AIを用いた金属組織判定

鈴木 智也*

抄 録

金属部品の性能確認において、金属組織検査は重要である。

しかし、その検査内容の難しさから十分な経験が求められ、検査員の練度による検査結果のバラツキが生じていた。

そこで、鉄系金属組織の判定を補助する目的で AI を用いた金属組織分類ツールの作製に取り組み、分類できる金属組織を確認し、一定の効果を得られたので報告する。

1. はじめに

CVT 及び AT の製品や生産設備などに使用されている金属部品が設計意図通りの性能を満たしているかを確認するために、特に鉄系金属においては金属組織検査が重要となる。

その金属組織検査では試料の作製とその観察、判定をしなければならないが、金属組織は材料の種類や加工条件、熱処理条件等により複雑に変化する。

検査員には、十分な経験が求められることから、検査員の練度による判定結果のバラツキが生じている。

今回、鉄系金属組織の判定を補助する目的で AI を用いて金属組織 8 種類の分類に取り組んだので報告する。

2. 現状について

金属組織検査の手順と内容を Fig. 1 に示す。

金属組織検査には、試料作製工程の切断、埋込、研磨、エッチングそして最後に、作製した試料の観察による判定がある。

研磨、エッチングにおいては技能が必要であり、判定には知識が必要である。

特に判定では、知識として視覚的な経験が必要で、検査経験の少なさから来る判定結果のバラツキが課題となっており、海外を含む各拠点での金属組織検査の判定レベルを合わせる上でも課題となっている。

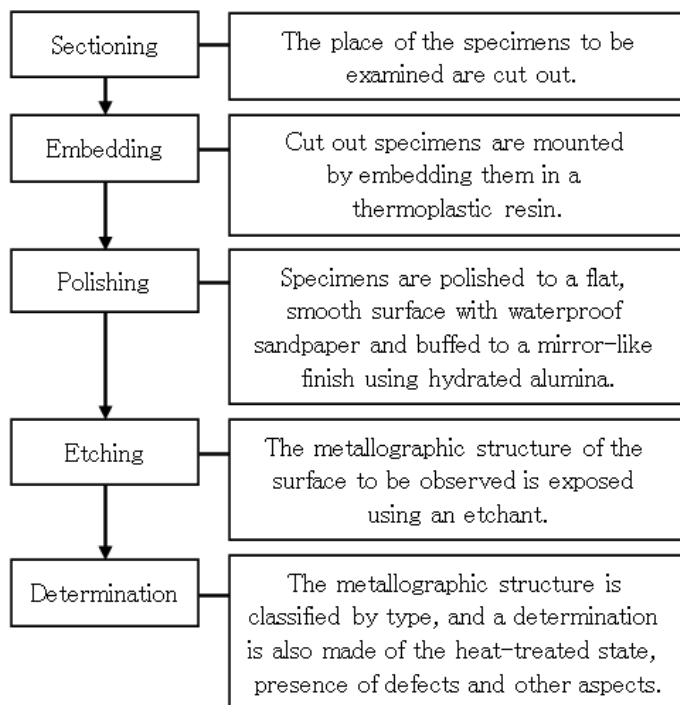


Fig. 1 Metallographic examination procedure and descriptions

バラツキの要因としては次の二点がある。

- 1) 研磨時の疵(きず)、エッチング時の滲み(にじみ)などの画像自体に起因するもの、
- 2) 判定する際の金属組織の分類に対する経験に起因するもの、

2.1 研磨、エッチングの影響

まず 1) について、研磨、エッチングはその後の判定において重要な手順となり、適切な処理が正確な判定に繋がる。

* ジャトコ エンジニアリング (株) 品質保証部

研磨では、研磨不足により、疵やムラが発生し、エッチングでは、腐食の過不足、及び洗浄不足による滲みが発生する。

これらの事象が後の判定に影響を与えている。

2.2 金属組織の分類

2) については、材料の種類や加工、熱処理条件等で金属組織の状態が変わるため、一般的な見本金属組織と異なって観えることがあり、分類できず誤判定される原因になっている。

代表でソルバイトの見え方の違いを Fig. 2 に示す。

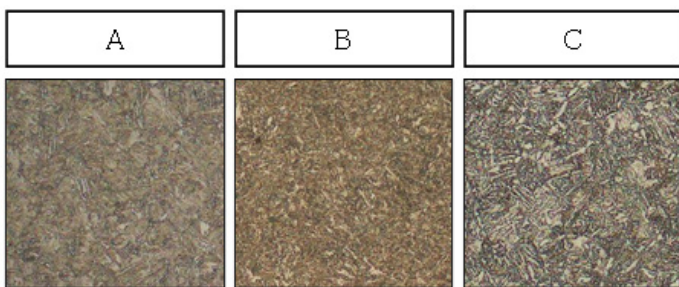


Fig. 2 Metallographic structure of sorbite

3. 金属組織分類ツールの作製

2 章で挙げた要因を加味し適切な判定をするためには金属組織画像を正確に分類する必要がある。

対策としては、注意点のメモや大量の見本画像の

用意などあるが何れも検査員の経験に頼る割合が大きい。

そこで今回は、熱処理組織で例えると表面はマルテンサイト、内部はソルバイトになっているかを観察している画像から自動で分類するツールの作製に取り組んだ。

自動化する方法を調べると様々な画像処理を施したり、ロジックを作製したりと作製の難易度が高いことが分かった。

さらに調べると AI を用いて自動化できることが分かり、上記よりも手順が少なく汎用性が高いため、これを採用することにした。

尚、ツールの使用者は、検査経験 1, 2 年程度の検査員と想定した。

4. AI に学習させる画像の選定

金属組織検査は、案件毎に検査員 1 人が全ての工程を行うものとし、金属組織の分類を正確に行えるようにするため、試料作製時の不確定要素を考慮した低品質の画像も混ぜて学習を行った。

試料作製時の代表的な不確定要素を Fig. 3 に示す。

熟練者が試料作製した高品質の画像のみを学習させた場合、実際に分類する画像が低品質だと上手く分類されない。

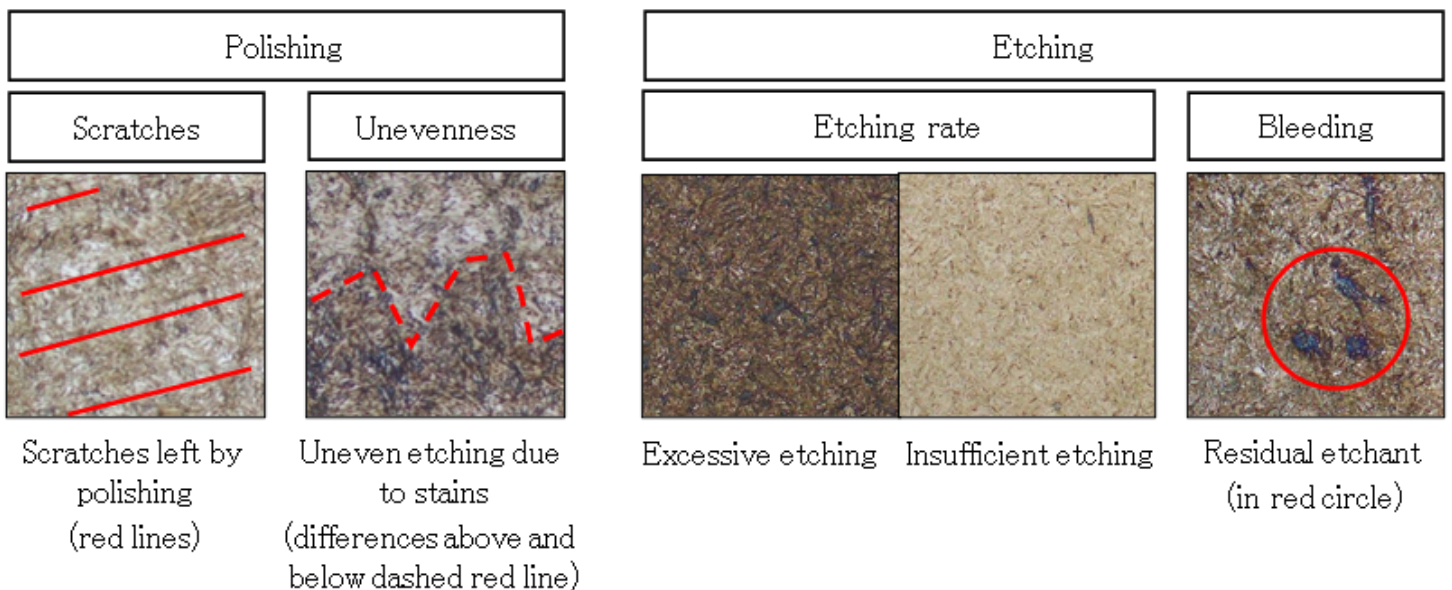


Fig. 3 Typical uncertain elements at the time of specimen preparation

疵を例にすると、疵が少なければ高品質、疵が多ければ低品質の画像とし、低品質の画像であるほど、ツールの正解率が下がることになる。

高品質の画像と低品質の画像を学習させることで、低品質の画像も分類できるように汎用性を持たせる必要がある。

4.1 疵

疵の発生要因は、研磨不足などによるものが多い。

疵の入った画像を含ませることである程度、疵の入った画像に対しても分類できることを狙う。

4.2 ムラ

上記の研磨不足やその後の洗浄不足などで腐食時にムラができる。

試料の材料などにより、ムラの発生、程度が異なるため、発生し易い材料だけを対象にムラの写った画像を含ませ、部分的にムラが写っている画像でも分類できることを狙う。

4.3 腐食程度

腐食の濃淡は、様々な要因が絡んでくるが腐食液に漬ける秒数のバラツキが主となっている。

腐食液に漬ける秒数を変え、意図的に腐食の濃淡を変化させた画像を含ませることによって腐食程度に差があっても分類できることを狙う。

4.4 滲み

滲みは、主に腐食後の洗浄不足等により、試料の隙間から滲み出た残留腐食液が原因で発生する。

発生し易い材料に絞り、滲み程度を変えた画像を含ませることによって多少滲んでしまった画像でも分類できることを狙う。

4.5 画像選定の効果

以上の内容で汎用性を高めるための画像を選定し、学習を行い、学習結果を踏まえながら学習する画像枚数の割合を調整した。

代表で疵について学習させた結果を Fig. 4 に示す。

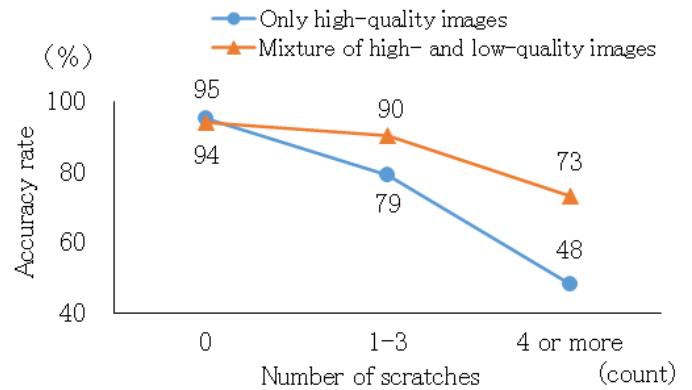


Fig. 4 Accuracy rate as a function of the number of scratches

高品質画像のみと高品質、低品質画像混合の学習結果を比較すると後者は、疵が付いている場合でも正解率が高い結果となった。

5. 効果の考察

学習した画像とは別に検証用の画像を事前に用意し熟練者に確認して貰い、それを作製したツールで分類した結果、熟練者の正解率 100% に対し、ツールの正解率は 90% となった。

正解した 90% の中には、見た目の変化が大きいソルバイトなども含まれており、本件の目的であった知識不足からくる誤判定を補助することができ、分類のバラツキを少なくすることが可能であると判断した。

不正解の 10% は、塑性変形を起こしている物やトルースタイトなどであった。

塑性変形を起こしている物やトルースタイトは、熟練者でも分類が難しいことから想定通りの結果となった。

6. まとめ

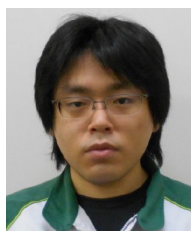
- 1) AI を用いて金属組織判定を補助できることを確認した.
- 2) 画像の品質を考慮して正解率を上げるためには、不確定要素を確認し、それを学習に織り込むことが重要であることを確認した.
- 3) 想定していた内容でツールを作製することができ、人が行う検査と AI に任せられる検査を確認した.

7. 今後の課題

今回作製したツールは、分類する機能のみのため、試料作製が上手くいかず低品質の画像になった場合などに、助言が表示されるような機能を実装し研磨が足りない、エッチングが濃いなどの内容で前工程の矯正を促したい.

また、分類できる金属組織を増やし、分類精度を上げて同様な検査をしている拠点へ展開できるよう改善を行っていく.

■ 著者 ■



鈴木 智也