

【基調講演】

AI 技術の事業利用と技術者の育成

株式会社インテック先端技術研究所 シニアスペシャリスト
青木 功 介 氏

1. 自己紹介とインテックの紹介

私は株式会社インテックの先端技術研究所に所属しています。1992年に富山大学の理学研究科を修了しています。そこからすぐにインテックに入社し、それ以降30年ぐらい研究職に就いています。今までコンピューターグラフィックスや画像処理、ヒューマンインタフェース、VRやMR、ARなど、全般的に画像系の研究開発をやってきました。2010年には、色情報を利用した画像処理の研究により、博士号をいただきました。

簡単に会社の紹介をさせていただきます。1964年に富山で誕生した会社です。社員数は約3700名のIT系企業です。本社は東京と富山にあり、全国に事業所があります。行政や金融、医療、流通、製造業などなど本当に幅広いお客さまの企業向けのシステム、B to Bの企業向けのシステムの構築を行っている会社です。

その中で、私の所属している先端技術研究所は、研究拠点として、高岡に18名、東京の拠点に12名、シリコンバレーに2名いますので、全部で44名の研究者がいます。研究テーマは、AIの活用、ブロックチェーンの活用、IoTの活用、ビジネスクリエーションです。最後のビジネスクリエーションは、今まで研究があまり事業化に生かせなかったところをなくしていこうという研究です。事業化するための研究をやっています。

2. 本日の内容

今日は最初に画像処理とAI技術ということで、工学部の先生を相手に技術の話をするのは少し気が引

けるのですが、画像処理を中心にAI技術について触れてみたいと思います。その後、弊社が行っているAI技術を用いた事例紹介ということで、航空写真からの家屋変化領域検出システムという事例を紹介いたします。3番目にAI技術者の育成ということで、専門技術者の育成とシチズン・データ・サイエンティストの育成についてお話ししたいと思います。

3. 画像処理とAI技術

皆さんご存知かと思いますが、画像処理や音声処理、言語処理などは、最近ではディープラーニングというAI技術が取り入れられてきて、既存の技術に比べて良い成果を出しています。そこで、画像認識に対してどういうふうにディープラーニングが使われてきているのかをお話ししたいのですが、まず、その前に、ディープラーニングが来る前の画像処理ではどのようなことをやっていたのかをお話ししたいと思います。

こういった顔画像を認識するとき、そこに顔があることをどうやって認識するかというと、画像を小さいブロックに分けて、局所特徴量といいます。例えば鼻の頭は明るくて、その横は暗いとか、口は黒くてその下は少し明るいとか、目は黒くてその下は少し明るいとか、小さい特徴量のブロックを考えて、そのブロックが確率的に大きく集まっている所を顔だと認識します。また、人の体の場合、通行人などの体の場合もそうで、こういった格子状に分割した中でこういった角度でエッジができていのかを見つけ出してきて、こういった形でエッジが集まっていれば、そこに人がいるだろうというふうに認識しています。

これを特徴抽出といいます。こういった技術は今でももちろん使われています。以前は人間がこの特徴抽出から出た値、閾値を決めていました。例えば、小さいブロックが確率0.8以上で集まっていればそこに人がいるというように決めていました。2000年以降は機械学習が頻繁に使われるようになって、これで境界面を指定してやるとより詳しく特徴の判



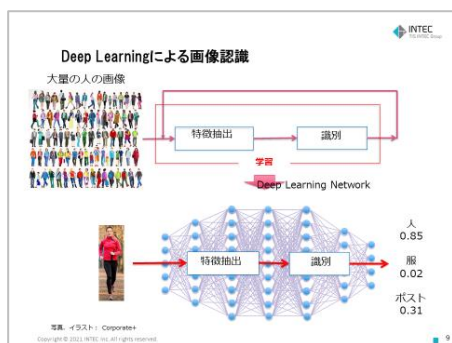
1. 先端技術研究所の概要

別ができるになりました。例えば今まで0.8以上だったのが、0.765以上というふうに詳しく判断ができるようになってきました。



3-1 既存の画像認識

その後、2012年にディープラーニングが出てきました。閾値だけではなく、先ほど言ったブロック、小さい特徴量までも学習してしまおうというのがディープラーニングです。例えば大量の人の画像を入れてやれば、こういうものが人の画像なのだということを学習して、特徴量を作ってくれます。さらに、その特徴量がどれぐらい画像に当てはまっていれば人であるかを学習することで、そこに人がいるか、いないかを判断します。それがこのディープラーニングのネットワークです。特徴抽出から識別までやって、人であるか、服であるか、ポストであるかというカテゴリー別に確率を出してきます。

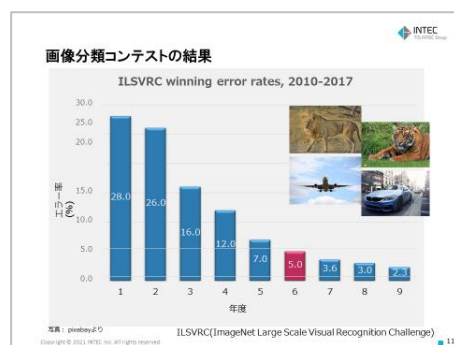


3-2 Deep Learningによる画像認識

学習した後のネットワークを詳しく見てみると、この部分に、特徴量、こういうものをフィルターというのですが、フィルターが出来上がってきています。こちらから写真を入れると、フィルターを通して、先ほど言ったような特徴があるかどうかネットワークの中で調べます。ですから、面白いことに、人が作ったようなフィルターに似たものが自動的に学

習で作られます。

ディープラーニングが画像処理に影響を与えたのが、2012年といわれています。このグラフは、ILSVRCというアメリカで行われていた画像分類のコンテストで、1クラス数千枚画像があって、その画像が何なのか、例えばトラなのかライオンなのかを当てるというものです。縦軸がエラー率で、それが低いほど優秀なのですが、2011年までは4枚に1枚以上間違えていたのですが、2012年に大きく改善します。ここでディープラーニングが初めて使われたのです。それ以降は全員ディープラーニングを使うようになって、年々エラー率が下がっていています。人間でも5%間違えるといわれていますので、2015年には人間を抜いて画像識別ができているというわけです。



3-3 画像分類コンテストの結果

このように既存の画像処理は、人が一生懸命、特徴量や識別値を見つけてプログラミングしていたのですが、AIを使ったディープラーニングでは、大量の画像さえ用意すればコンピューターが学習してくれて特徴量を見出してくれるのです。ですから、人間が思い付かないようなより複雑な特徴にも対応してくれるようになりました。



3-4 AIが得意 Vs. 既存の画像処理は苦手

ただ、今後は人が特徴を見つけることはないのかという、そんなことは全然なくて、AIにもやはり得意・不得意があるのです。これは皆さんに試していただきたいのですが、この中に一つ仲間はずれがあります。どれでしょう。人間でしたら一目瞭然で分かると思います。右上が鳥ですね。あとは飛行機なのですが、それぞれの特徴を得ようと思うとなかなか難しく、どの写真にも羽はありますし、くちばしみたいなものもありますし、車輪みたいな、足みたいなものもあります。ですので、ここら辺はAIの方が特徴を見出すのは非常に得意で、大量の1000枚の飛行機の画像と、1000枚の鳥の画像を入れてやれば、微妙な特徴量を見つけてきてくれて識別してくれます。ですので、AIの方が得意な分野です。



3.-5 AIが苦手 Vs. 既存画像処理は得意

では次に、この中で仲間はずれはどれですかという問題です。なかなか人間にも分かりづらいと思いますが、この星だけ少し小さいのです。こういうものは、既存の画像処理の方がよほど得意で、例えば3cmの星形ものを見つけ出してきて、それ以外をはじくというようなものは、工場で不良品を削除する画像処理を見られた方もいると思いますが、非常に高速に動きます。こういった3cmなら3cmという規格が決まっていれば形も決まっているものを識別するのは、既存の画像処理の方が得意です。

このように明確にサイズが分かっている、違いを見つける場合は逆にAIの方が不得意で、特に今のディープラーニングというのは、サイズ変化にロバストであることもあって、きちっとしたサイズを見つけれないのです。規格が変わって、今度は4cmを見つけてくださいとなった場合も、やはり学習しないといけません。既存の画像処理ならばテンプレートの一つ与えるだけでいいのです。こういったものは既存の画像処理の方が得意です。

まとめますと、明示的な条件の場合は既存の画像処理の方が有利です。また、先ほどの画像の判別のように、特定の条件下においては人を超える認識能

力を発揮しますが、きちんと条件を組んでいないと、それ以外のところでは使い物にならないのが今のAIです。また、教え込むのがやはり大変です。大量の教師データが必要で、それを用意するのが非常に大変です。



3.-6 現在のAIの問題点

それから、予想外の学習をしてしまうことがあります。有名な話に、オオカミとイヌの識別の話があります。オオカミとイヌは一見人間が見ても同じような顔をしています。AIによりそれをデータから識別しようとして、オオカミとイヌの識別はうまく行えたのですが、しかし、結局よく見てみると、後ろに雪が写っているのがオオカミと認識したという事例があって、例えばイヌの写真の後ろに雪があったら、それをオオカミだと認識してしまうということです。どこに注目しているのかということも問題で、予想外の学習をしてしまうことがあります。

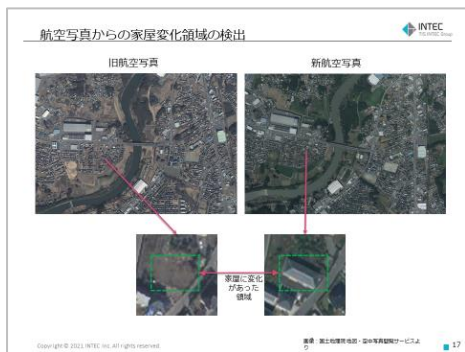
また、教え込んだ以外のことはできません。例えば数千枚の画層の茶碗を教え込んだとしても、人間だと割れている茶碗はこれも茶碗だろうと思いますし、コップを見つけたら茶碗と同じような形状なので、何か水をくむものだろうとか、何かをよそうものだろうと想像できますが、AIの方はこういった想像ができなくて、茶碗は茶碗として認識するというようなことが今のAIの問題点だと言えます。

4. AI 技術を用いた事例紹介

2番目に、弊社で行っているAI技術を用いた事例の紹介をします。

最近、金融分野や医療分野、スポーツ分野などいろいろなところで画像処理が使われていて、いろいろな研究開発を行わせていただいているのですが、今回は一つだけ、航空写真からの家屋変化の領域検出についてお話ししたいと思います。去年の航空写真と今年の航空写真を見比べて、例えば新しく家が

建ったというところを見つけないという要望があります。



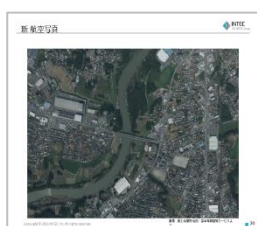
4.-1 航空写真からの家屋変化領域の検出

例えば、固定資産税の調査です。市町村が固定資産を所有している人に課税する税金のことなのですが、申告制なので、それが正しいかどうか、申告し忘れている人がいないか、市町村の方でも役場の方でも調査をしているそうです。一般的な役場では現場に行って調査員の目で確認するということが行われています。先進的な自治体、大きな自治体になると、毎年飛行機を飛ばして航空写真を撮影しています。ただ、そこでも、基本的には去年と今年の2枚の航空写真を見比べて、人の手作業でここが違っている、あそこは一緒だと確認しているそうです。ですので、大量の時間と人手、費用が必要になってきます。人間は疲れますからヒューマンエラーが発生する可能性もあります。こういった家屋の変化領域の検出を自動で行うことができないか、画像処理で行うことはできないかという提案がありました。

これが去年の航空写真、こちらが新しい航空写真です。見てもらうと分かるのですが、同じGPSで同じ位置で撮影していますが、かなりずれています。回転のずれもありますし、台形ずれというのですが、カメラの角度が地表面と少しでもずれると、上の方は小さくて下の方は大きくなるというずれも含まれています。ですので、まずはこの2枚をきちんと合わせる必要があると思いました。



4.-2 旧航空写真



4.-3 新航空写真



4.-5 旧航空写真を変換



4.-6 新航空写真

方針としては、まずは射影変換を行って2枚の航空写真のずれを補正します。その2枚の画像の差分を取って、その後に、その差分で出てきた候補領域が家屋かどうか、ディープラーニングを使って判断するというような流れを考えました。

まず、射影変換です。射影変換というのは、4点同じ対応点があれば変換することができます。そこで、まず画像処理によって、この2枚の写真のそれぞれ、第1象限、第2象限、第3象限、第4象限の真ん中辺りぐらいから、対応する点を見つけてきます。これは先ほど既存画像処理でやったような局所特徴量を見つけてきて、その局所特徴量同士が高い精度で一致したところを取ってきます。体育館の端の角や家の屋根のてっぺんの端など、ここここは一緒だろうというところを自動的に取ってきます。この4点から射影変換行列を求め、変換してやることによって、ずれを収めました。

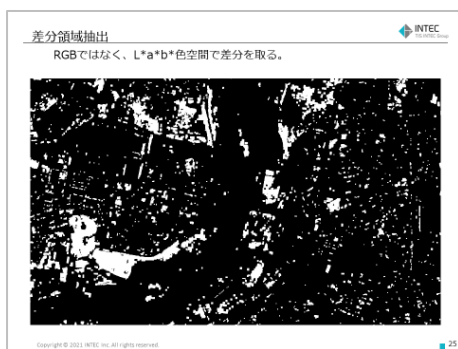


4.-4 射影変換

航空写真ですから、1枚、横が8000ピクセル、縦が4000ピクセルぐらいあるものですが、一番ずれているところで3ピクセル以内のずれに収めることができました。

これがずれを補正した画像です。古い方を新しい方に合わせてやると、このようにぴったりと一致させることができている。分かりづらいかもかもしれませんが、ここの下の白い建物に注目して見ていただくと、ぴったり一致していると思います。

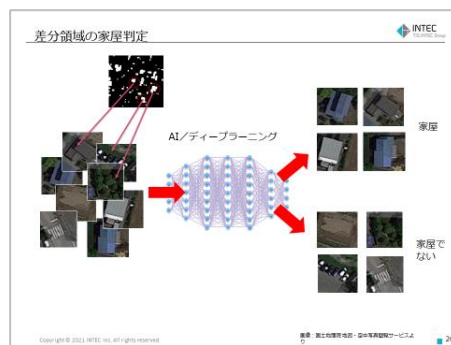
これだけ一致できれば、あとは差分を取って、去年と今年で変化した領域を取ってくればいいのですが、なかなかそれも難しいです。撮影した時間も違うので、影が落ちる方向も違う、太陽の色も違うので、ビルの色や影が変わってきます。屋根の色を新築や改築して変えたのか、それとも光の加減で屋根の色が違うのかというところはなかなか難しいところです。そこで、通常のRGBで差分を取るのではなく、Lab色空間というものをを用いて差分を取りました。Lab色空間に変換して差分を取ることで、先ほどの影の影響や光の影響をできるだけ抑えて差分を取っています。もちろん、全く抑えられるわけではなく、残っている部分も多々あります。それで出た差分情報に二値化したのがこの画像です。



4.-7 差分領域抽出

この画像を見ていただくと、こういう変化の大きいところは、公園や森などです。植生がどんどん変わっているので大きな変化が起こる。また、長細い線は道路の変化なのです。道路が工事で変化したりするところは長細い線になって現れます。ですからこのような差分画像の中で大体家屋の大きさの固まりを取ってきます。

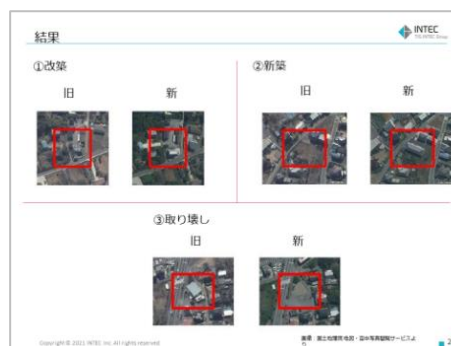
このような領域、家とおぼしき面積の領域を取ってきて、新旧の航空写真からその位置の画像を切り抜いてきます。その画像をディープラーニングにかけてやることによって、家屋か、家屋でないかという、2カテゴリーの判断にします。そうすることで、こういった変化領域が、新旧で家屋か家屋でないかが分かります。



4.-8 差分領域家屋の判定

ここまで分かれば、この表に則って、例えば古い写真の変化領域が家屋で、新しい写真の変化領域も家屋であれば、その部分は改築されたと判断します。古い航空写真の変化領域が家屋でなく、新しいところが家屋であったら、それはその位置に新築が行われたということになり、逆の場合は家が取り壊されたということになります。新旧共にディープラーニングが家屋でないと判断した場合は、変化があっただけでも家は建っていないので、そこは対象外とします。駐車場の変化や公園の変化、木々の変化は対象外になってきます。

これが結果です。改築の場合は、新旧共に変化領域に家が建っているということで家が建て替えられたということになったり、新築の場合は、空き地だったところに家が建っているようなことであったり、取壊しの場合は、家が建っていたが新しいところは空き地になっているというようなことが分かります。



4.-9 結果

ただ、やはり過剰検出してしまうのです。先ほどでも差分のところでは言いましたが、余計なところの差分を取ってきてしまうので、過剰検出はします。こういったところはディープラーニングの間違いで、田んぼを家の屋根と勘違いしているのです。先ほど色の変化の話をしましたでしたが、やはりこのぐらい光が当たりすぎてしまうと、屋根が変化したのだと認識

してしまったり、また、こういった影も多くは吸収しますが、こういう高いビルの影が長く伸びていると、そこを変化領域として拾ってしまったりします。こういった過剰検出の部分は結構ありますので、そこは最終的に人が見て判断することになっています。

こういったことは画像処理の分野では多々あることです。例えばがん細胞の陽性か陰性かを判断する場合も、ある程度 AI で候補を絞って、最終的には病理医が判断するという方法が採られていたりして、最終的に過剰に検出したものを人間が判断することが多いです。その代わり見逃しをなくすというイメージです。

これが今回の結果になります。こちらが今回の開発手法で、再現率というのは見逃しのない、取りこぼしのない率なのですが、94.4%になっています。検査速度は、8000×4000 ぐらいの画像 1 枚で 3 分ぐらいです。適合率が、過剰検出した割合で 4 枚に 1 枚しか正解がないのですが、そのぐらいの過剰検出をしています。ただ、開発手法と人による実験について比較をしています。今までは人が 2 枚の航空写真を見比べて、変化領域を検出しています。これは私が実際にやってみたところですが、再現率としては 66.2%です。やはり見逃しが非常に多い。取りこぼしが多いということです。右と左で見ながら、線を引いて区画ごとに違いがないかを見るのですが、なかなか難しいです。検出速度も、やはり 1 枚の画像で 45 分かかるといことで、過剰検出があったとしても、AI を使ってざっと検出してしまった方がより効率的に検出できるということになります。画像処理技術とディープラーニング技術を組み合わせることによって、高精度・高速な家屋変化領域の検出ができています。

評価	
実際にA市の航空写真を使い評価を行った。	
再現率 大→ 取りこぼしがない。	
適合率 大→ 過剰検出がない。	
開発手法 家屋の変化領域の検出精度・速度	人による実験 家屋の変化領域の検出精度・速度
(1) 再現率 : 94.4% (検出数67 / 正解数71)	(1) 再現率 : 66.2% (検出数47 / 正解数71)
(2) 検出速度 : 3分/画像	(2) 検出速度 : 45分/画像
(3) 適合率 : 23.6%	
画像処理技術とディープラーニング技術の組み合わせによって、人間の作業と比べても、高精度・高速な家屋変化領域の検出が実現できた。	

4.-10 評価

ここで一つお話ししたいのは、今回の課題は全てディープラーニングでやることも可能なのです。例えば去年の写真から家屋らしいところをディープラーニングでばーっと出してきて、今年のところも家屋らしいところをばーっと出してきて、その二つを

比較すればいいという考え方もあるのですが、なかなかそれは難しいのです。まずは、大量の画像データ、学習データが必要になってくると、うまくいかなかったときの調整、精度を上げたり修正したりするときに、データの数を増やすしかない、どこを触っていいのかわからないということになってくるので、できるだけディープラーニング、AI を使う部分はシンプルに収めて、前後に画像処理の組み合わせで行っていくことが最良の方法ではないかと今思っています。

今回の場合も、変化領域を既存の画像処理で抽出することによって、そこは結構調整が可能なのです。変化した領域のみをディープラーニングにかけることによって、2 カテゴリー、二値のカテゴリーの分類という非常にシンプルなディープラーニングのネットワークにしてやることによって、そこをコアの部分として、あとは画像処理でうまく調整していくことが必要なのではないかと今思っています。これは画像処理に限ることではなく、音声処理でも言語処理でもそういうことが言えるのではないかと今思っています。

5. 社内での AI 技術者の育成

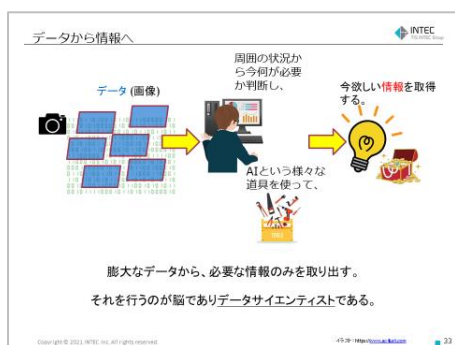
三つ目に、社内での AI 技術者の育成についてお話ししたいと思います。

まず、データから情報へということ。皆さんも聞いたことがあるかと思いますが、データからいかに情報を取ってくるかという話です。センサーは現在、世の中に本当にたくさんあって、人間の目もセンサーです。このセンサーが捉えるデータは非常に大量に発生します。例えば、今パワーポイントを見ておられると思いますが、端の方に時計があったり、何かの絵があったりというものもセンサーは取得してデータとして脳に上げています。ただ、脳の中で今必要なものは、パワーポイントに書かれた文字が必要なだけであって、他の全てのものはいらぬデータなのです。ですので、脳がデータを処理して、要らないものは捨てて情報にする。脳が処理していることで、データから意味を持つ情報が得られるということです。これは、データサイエンスも一緒で、カメラのセンサーから得られたデータをコンピューターが処理することによって、今必要な情報を取得するという感じだと思います。

例えば、ドライブレコーダーなどは、ずっと撮影してずっとデータを記録しているのですが、ある時期が来るとどんどんデータを捨てています。回転していくというか、新しいデータが来ると古いデ

ータを捨てていく感じになっています。そのように
 どんどん破棄されていくデータの中で、例えば、気
 象関係の人でしたら、そこで今雨が降っているかど
 うかを画像で判別できれば、全国のどこで雨が降っ
 ているのかという非常に貴重な情報になるわけです。
 一方、例えば道路の管理業者からしてみれば、きち
 んと白線が引かれているか、道に何か不要な物が落
 ちていないか、そういったものをドライブレコーダ
 ーの画像から取得できれば、非常に役に立つ情報に
 なるわけです。ですから、捨てているデータがある
 中で、状況によって必要なデータを取得してくる
 というのがデータサイエンスの意味だと思えます。

たくさんあるデータのうち、周囲の状況から今何
 が必要なのかを判断できて、その必要なものを AI と
 いうさまざまな道具を使って、情報として取得する。
 これがデータサイエンティストの役割だと思えます。

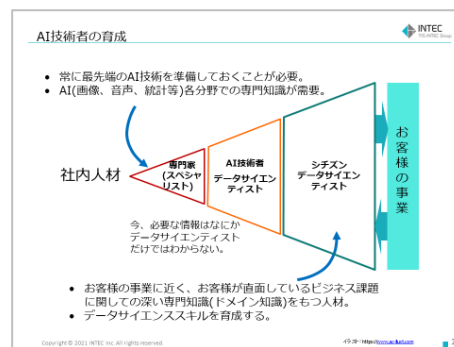


5.-1 データから情報へ

弊社にはデータサイエンティストという人たちが
 いますが、この人たちは、今お客様にとって何が必
 用なのかはあまりよく分からないのです。ですから、
 こういったピラミッド構造を取ってやって、できる
 だけお客さまの事業に近い所にいる人に少しでもデ
 ータの仕組み、データのスキルを付けてもらって、
 必要な情報は何かを考えてもらう。これをシチズン
 ・データ・サイエンティストというのですが、お客さ
 まの事業の近くで、お客さまが直面しているビジネ
 ス課題に関しての知識、こういうものをドメイン知
 識というのですが、例えば金融なら金融、流通なら
 流通、公共なら公共という事業に、それぞれのお客
 さまに対応している人がいるので、その方たちにも
 っとデータサイエンスのスキルをつけてもらうとい
 うことで、今データの中からどういった情報が必要
 なのかを知れば、データを集めることもできます。
 情報を取得するためにどういうことをすればいいか
 を今度はデータサイエンティストに聞くことができ

ます。

もう一つ、必要になってくるのがこの先の部分、
 いわゆる専門家といわれるところで、データサイエ
 ンティストというのは、非常に広い範囲でデータを
 扱いますが、画像や音声、統計などそれぞれの技術
 分野の中で専門家という人が必要になってきます。
 こういう人がいないと、引っぱり上げることができ
 ないですね。常に最先端の AI 技術が移り変わって
 いきますので、ここら辺をしっかりと押さえていかな
 いと、解決ができないということになってきます。
 弊社では、専門家 (スペシャリスト) の教育とシチズ
 ン・データ・サイエンティストの教育に力を入れて
 います。



5.-2 AI 技術者の育成

まず、専門技術者の育成のためにどのようなこと
 をやっているかをご紹介します。AI 技術
 者をより専門的な技術者にするため、社内の勉強会
 の開催と、社外コンテストへの参加をしています。

「何だ、勉強会か」と思われるかもしれませんが、
 普通にそれぞれが論文を読んで発表するような勉強
 会ではなく講習会形式で行っています。講師となる
 人が一つの分野を極めることを目的にやっています。
 例えば、これは一昨年私がやった講義ですが、大学
 で使うような教科書の最初から最後までを一人の担
 当者が担当して講義するというような感じです。

例えば画像処理でしたら、最初に画像処理の定義
 や座標系、撮影、レンズやカメラの種類や、色空間、
 色情報や、ノイズ除去や二値化処理や、パターンマ
 ッチングなど、本当に基本から応用まで画像処理の
 隅々の分野を一通りやります。これをやることによ
 って、もちろん聴講する人、受けている側の人は、一
 通りの知識を得ることができますし、一番勉強にな
 るのは、やはり講師の方です。私にとっても、知らな
 いところが結構あったり、ああ、そこはそうだった

のかというところが結構あったり、専門家を育成する上でこういった講義形式の勉強会は役に立っていると思います。去年はディープラーニングの講義を入社4年目ぐらいの結構若い人に、一通りやってもらいました。

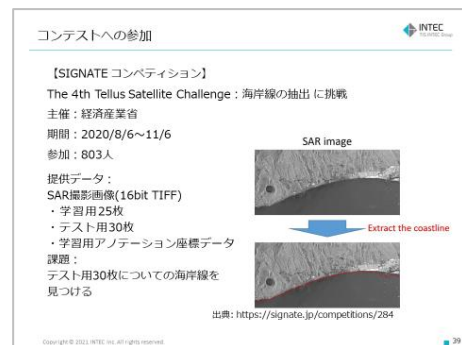
もう一つがコンテストへの参加です。専門家を育てる上では、他社との競争が必要になってくると考えています。皆さん、Kaggle はご存じかと思いますが、世界中のデータサイエンティストが集まって、スキルを競い合うようなコンテストです。日本にもSIGNATE という Kaggle の日本版というか、似たようなものがあり、こういったところで行われているコンペティションに参加しています。

こういったコンテストに参加することの意義は、やはり自分の力を他社と比較できることにあります。普段お客さまからの要望、案件などで研究開発をしていると、出来上がってお客さまに喜んでもらうことは非常にうれしいのですが、それが果たして弊社だからできたのか、他社でもできるのかとか、自分はまだしも良いことができたのかといったところが、比較できないのです。一方、コンテストに参加すると、他社と技術を比較できるということがあります。

また、こういったコンテストは企業や、公共的な機関がデータを提供して、出来上がったモデルを競わせて、自分たちに還元してもらおうというものなのですが、実際に使われているデータで勉強できるということで、意義があります。普通に教科書での学習だと、手書き文字やユリの種類やそういったものになると思うのですが、実際のデータを使って体験できるというところは非常に意義があると思います。

他社の方法が公開されることもあるので、それを見て勉強ができることや、好成績を出した場合には、その技術をアピール、公開できる。何と云っても挑戦する意欲、こういうことに挑戦してみたいという人が増えるのはうれしいことだと思います。

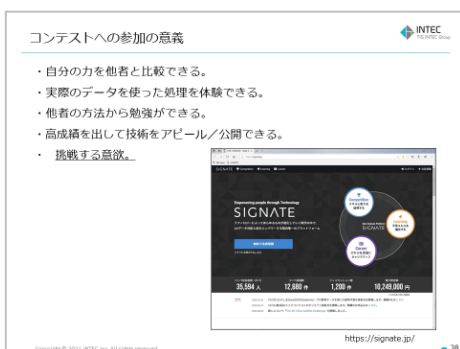
昨年の秋、8~11月に行われたコンテストに弊社も参加しました。こういったコンテストかということ、経産省が主催で、海岸線を抽出するというものです。SAR 画像というものがあるのですが、これは衛星からレーザーで取得した画像です。雲があっても夜中でも撮影できるので非常に有効なのですが、超音波のエコー画像のようにザラザラしていて、陸と海の境界などがよく分からないのです。ここに載せている写真は非常にはっきりしている写真で、良い写真ですが、もっと本当にノイズが多いザラザラした写真になります。こういった写真の中から海岸線を見つけるというのが今回の課題です。陸と海との境を見つけることです。



5.-4 コンテストへの参加

戦略としては、16ビット画像という非常に特殊な画像が得られるので、そこからうまくコントラストを変換して、先ほどのように画像処理である程度まで絞り込んでしまっ、その後ディープラーニングを使うという方法を取りました。

その結果、803 チームの中で3位に入賞しました。最初はなかなか上手くいかなかったのですが、どんどん順位を上げていくことができて、最初は50位とか60位とかだったのですが、最終的には3位に入ることができました。これを通して、やはりメンバー全員がとても勉強になりました。普段のお客さまからの研究開発とは少し違って、都度投稿する度に順位が出てくるのです。ゲーム感覚で非常に楽しい、他のチームと競い合いながら結果が出ていくということで、楽しく参加できました。賞金が頂けたということも含めてモチベーションアップにつながっていると思います。



5.-3 コンテストへの参加の意義



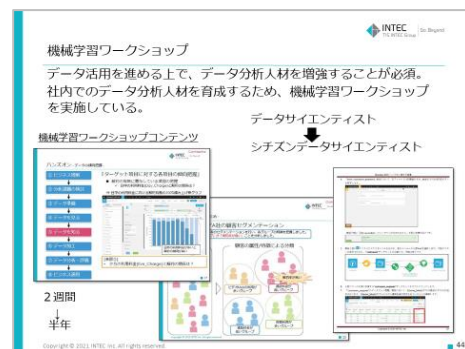
5.-5 コンテストへの参加

これがコンテストに参加したときの評価の推移です。少しご紹介すると、縦軸が誤差で、低いほど良いというもので、実際に人間が付けた海岸線のデータに近いということになります。横軸は投稿回数、投稿した日付で、期間中はいくらかでもどんどん投稿ができるのですが、その成績が良くなったり、悪くなったりしているということが分かります。

最初は画像処理でほとんど絞り込むのです。あとはデータの改善ということで、オーグメンテーションというのですが、データをいろいろ増やしたりして、改善して行って、最後にモデルに手を付ける、モデルを強化するというのをやりました。最初からモデルを強化してしまうと、最初の辺にすごく時間がかかるのです。大きなネットワークを最初から使ってしまうと時間がかかります。ですので、ディープラーニングのモデル自体の改善は最後の方にとっておいて、最初はデータを画像処理したり、データを増やすことで点数を上げていく。そこが行き詰まったところで、データを改善するという方法を取っていました。この辺は、sorabatake というサイトに入賞した人たちの方法が書いてあるので、もしよければご参照ください。

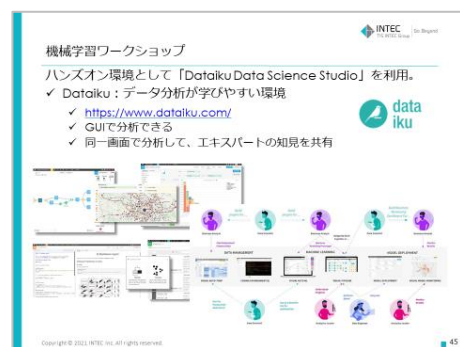
もう一つ、シチズン・データ・サイエンティストの方のご紹介をしたいと思います。こちらは、幅広く大量のデータを処理するために、お客さまからのデータは非常に多いので、普通にデータサイエンティストが数十人いただけでは足りないのです。ですので、よりドメイン知識を持ったデータサイエンティストを 100 人規模で育成していこうという話になっています。このシチズン・データ・サイエンティストは、Gartner という会社が出した言葉で、機械学習などのデータサイエンティストなどを使って、業績の改善に役立つ知見の獲得や予想モデルの構築を行うというビジネスパーソンなのです。研究者ではなく、ビジネスに近い人を育てると感じます。

どういふふうにやったかという、データサイエンティストといわれる人たちが中心になって、このシチズン・データ・サイエンティストを教育します。ワークショップを行うのですが、そこで、各事業部に合ったコンテンツを用意して、課題を与えます。その課題を解いてもらうということを約 2 週間行います。その後その課題に沿って、実際に事業部で使っているようなデータを当てはめてもらって、データサイエンティストとやり取りしながら、実際にこういう結果が出ましたということをやってもらいます。大体半年でシチズン・データ・サイエンティストを育成するということになっています。



5.-6 機械学習ワークショップ(1)

そこで使ったツールに、Dataiku というのがあって、弊社の方で使っているプラットフォームです。Dataiku Data Scientist Studio というものです。Dataiku とはアメリカの会社です。非常にデータ分析が学びやすい環境で、パイソンとかでプログラミングを組む必要がなく、こういった GUI でデータを分析して行って、過去にデータサイエンティストの人が分析した結果を参照しながらやっていくことができるので、そういった知見を共有できるという特徴があります。



5.-7 機械学習ワークショップ (2)

こういった課題を与えてやってもらうのですが、それだけではなく、各事業部間でシチズン・データ・サイエンティスト同士での情報の共有が非常に大切です。私の部ではどのステージまで進んだとか、私のところはこのデータを使用したのですが、あなたの所ではどうですかとか、あの部分は金融の方ではどうしましたかとか、うちのお客さまからこういう問い合わせがあったけれどもどうしましょうとか、シチズン・データ・サイエンティスト同士で話し合いをして、モチベーションアップにつなげてもらっています。ここは結構重要で、こういうことをやらないと、一人でやってしまうとどんどん分からなくなっていく。他の人たちが今どういう状況なのか分かることによって、自分も今どういう状況なのか分かる。ここら辺も力を入れて進めています。

こうしたことを行った結果、お客さまを含めて勉強会や PoC に発展している部署もあって、先ほどこういう図をお見せしましたが、このシチズン・データ・サイエンティストを育成しようとしているのですが、お客さまにもこの中に入ってきていただいて、お客さまにもシチズン・データ・サイエンティスト育成に関わっていただくというようなことも起こっています。

最後に、Qüita という技術情報発信のサイトがあります。そこにインテックのページもあり、そういったところにシチズン・データ・サイエンティストの方々が、社内だけではなく社外にも情報を発信しています。興味がありましたらご覧ください。

6. まとめ

弊社の研究所における AI 技術を用いた事例を一つご紹介いたしました。事業で AI を使っていくとなると、システムを常に改善できることが必須です。他のデータに合わせたり、もっと違う用途に使ったり、もっと良い結果を出したりというところで常に改善していくことが必須であり、できるだけ AI の部分は小さくシンプルに使うことが重要だと感じています。また、社内における AI 技術者の教育についてご紹介しました。尖った専門技術者の育成をすることと、お客さまの近くでデータを整理できる技術者、この 2 面から育てていくことが必要だということだと思います。

今日はありがとうございました。