



AI技術の金融市場における 応用について

関西学院大学大学院 教授
Magne-Max Capital Management CEO/CIO

岡田 克彦

はじめに

最近、AIを使った金融商品が出て話題になっています。どういった方向性でAI活用の可能性があるのでしょうか。

本日はその細かな内容に言及するのではなく、あくまでAI応用のあるべき方向性について示唆できればと考えています。

目次

はじめに

1. ここ数年のAIと資産運用の流れ
2. Big Data Hubrisについて
3. 行動経済学的アプローチ
4. Cross sectional predictorについて
5. 従来使われてこなかったデータを使う効果について

まとめ

1. ここ数年のAIと資産運用 の流れ

私はあるときこんな記事を目にしました。「AIによる翌月の日経平均株価騰落予測的中率90%で可能！」(日経ビジネスオンライン 2016年8月)。本当でしょうか？私も一瞬真偽を疑いましたが、内容をよく読むと「過去15年分の経済指標を入れたら高い的中率だった」という話でした。他にも似た記事を目にしました。あるアセットマネジメント会社がテクニカル分析指標をAIに判断させたら、過去については素晴らしいパフォーマンスをあげた。(記事配信時点の)直近はというとBrexitはうまく当てたが、トランプ相場は当てることができなかったとか(ニューズウィーク日本版)。さらに2017年11月にはある大手証券会社がAIによる相場予測サービスを開始しました。AIを使い、日経平均の動向

を予想したところ2011年には74%当たり、2012年には87%当たったと宣伝しています。冷静に考えてみると、そのような勝率が達成できるのなら世界の富は相場予測サービスを活用する投資家が独占してしまうことでしょう。とてつもない数字ですが、実は、これもよく読むと訓練データでそのような結果が出たというだけです。結局AIを使って当たると宣伝する1つのパターンは、過去の訓練データで当たるモデルができましたよ、ということのようです。訓練データは過去ですので、結果がわかっています。その結果をうまく説明する非線形の関数は誰でも作ることは可能です。それを機械学習で作るということは、回帰分析のように線形推定するのではなく、説明変数がたくさんあって、しかも線形ではなく非線形のわけのわからないものだが、過去を非常によく説明しています、ということですね。当然、その関数が普遍性を表しているとは限らず、未来のデータでは当たらないことも十分考えられます。そこは落とし穴になりやすいところです。

ただ、過去のデータであっても、大規模データを活用することで、何らかの真実を当て、法則性を見つけていると説得されたらどうでしょうか？例えば、2000年から2010年までの訓練データを用いて、為替、財務情報、新聞記事のセンチメントなどありとあらゆるビッグデータを活用し、相場の行方を当てるモデルを機械学習で開発した。そのモデルを使って2011年にテストしてみたら、著しく利益が

上がった、2012年にはさらに利益が上がった。さあ、それを使いますか？これは使っても良い気がしますね。ちゃんと未知データで当たっているのであれば、使っても良いのではないかと考えてしまいます。

この問題について歴史を振り返りながら考えてみましょう。2008年、権威ある学術誌の「Nature」にとても話題になった論文が発表されました。内容はGoogle検索データからインフルエンザ予測をするというものです。この論文ではGoogleの検索ワード45億語を使い、インフルエンザの伝播経路を予測したというのです。しかも、正確に、早く。インフルエンザの罹患者がどのような検索をするという仮説をおかず、ビッグデータの特徴を生かし、すべてのデータでインフルエンザの伝播経路を当てるというアプローチです。これが非常にうまくいったのです。Googleの予測したインフルエンザの罹患者の人数と、CDC (Centers for Disease Control and Prevention: アメリカ疾病予防管理センター) がドクターにインフルエンザ罹患者数のアンケートをとった数字を照合したのですが、ほとんど大差がありませんでした。しかもドクターのアンケートではインフルエンザブームの特定が2週間前後かかるのですが、Googleの場合はほぼリアルタイムなのです。これはすごいという話になりました。

この結果に満足したGoogleの社会貢献部門は、この方法でインフルエンザの流行を特定できるなら、世界に役立つからサービス化

しよう！と決め、55カ国でGoogle Flu Trendsというサービスを開始したのです。ここまでは良かったのですが、数年後に悲しい出来事が起こります。突然、全く当たらなくなったのです。当たらなくなってきたら、さあ大変。仮説ベースで考えていないので、どこが悪いのかさっぱりわかりません。完全にお手上げになってしまい、サービスは静かに終了しました。

ここでの教訓はとても強烈で重いものです。AIを使って過去を学習し、未来を一時的にとらえていたとしても、普遍的な真実を捉えているのではないため、継続的に正しく予測することは決してできないということです。

■ 2. Big Data Hubrisについて

このGoogleの失敗は、AI研究者のHubris = 驕りだ、“Big Data Hubris”と戒められるようになりました。ビッグデータを使って、AIにモデルを考えさせれば解決するという短絡的アプローチが、大きな失敗を産むことが明らかになったのです。現在の金融業界におけるAIの使い方は、まさにBig Data Hubrisに陥りかけていると私は思います。ランダムウォークに近い株式市場の未来を68%の確率で当てることができるわけがありません。ましてや80%や90%など冗談としか思えません。あり得ないことをAIに期待するのは大変危険です。

Big Data Hubrisは金融界でも2013年くら

いから観察されています。インディアナ大学のBollen准教授のチームは、ある期間全米のツイートを収集し、人々のツイートの内容と株式市場の関連性を調査しました。ツイートの内容から国民のムードを分析するために、大量のツイートをGoogleの心理学辞書で分類。anxiety（心配・不安）やhappiness（幸福感・満足）等の4項目にわけました。そしてダウ平均株価指数と比較すると、anxietyに相当するキーワードが減ったときに数日後のマーケットが上がるとの関係性を発見したという論文でした。ツイートを使い株価予測ができるという衝撃的な内容に、金融機関の問い合わせが殺到したそうです。その後、Bollen准教授は特許を申請し、ダーウィン・キャピタルというヘッジファンドに権利を売りました。Google Flu Trendsよりずっと短い期間の検証（2008年から半年程度）しか経ていないのに商品化したのです。結果、見事に失敗しました。

これらの歴史が教えているように、相場の未来を知ろうとするアプローチは失敗が多く、再度挑戦する必要はないでしょう。それでも金融をやっている人工知能の研究者は時系列予測に大変な興味を持っています。2017年に人工知能学会から発表された金融関連の論文の半数は時系列予測がテーマとなっていることから、その人気ぶりがわかります。

どうしてそんなに時系列予測にこだわるのでしょうか。これは、研究者のインセンティブに大きく関わる場所だと思います。AI

の研究者がどこで評価されるかという、人がやっていない新しい方法論に挑戦することなのです。トップレベルの国際学会で評価されたいなら、方法論を磨くしかない。それが方法論研究に対する強烈なインセンティブになっています。株価予測が長期的にはずれようが、AI研究者にとっては実はあまり関係ないのです。

一方、ファイナンスの研究者は、方法論はいまだに古典的な回帰分析を使っていますが、頑健性をとても重視します。頑健性とは、研究で明らかにされている部分が真実である、とあらゆる方向から検証されなければならないということです。つまり、株価予測ができるというのであれば、それこそ60年くらいのデータをつかって検証しなければ、一流論文雑誌には載せてもらえません。

こうして、ファイナンスとAIの研究では学際的な溝は深く、両者が一緒にプロジェクトに取り組むのは文化が違うためとても難しいと言えます。これからAIを真に金融に活かそうと考えた時、そうした壁を超えていく必要があると思います。現在の時系列予測一本槍のアプローチには金融の研究者が関与しているとは思えず、その延長線には過去の失敗に近いものが待ち受けていると危惧しています。

■ 3. 行動経済学的アプローチ

ではどうやればいいのでしょうか。確信的なことは言えませんが、やはり行動経済学的

アプローチがいいのではないかと考えています。プロスペクト理論に代表されるような方法論です。1979年にKahnemanとTverskyにより発表されたプロスペクト理論のエッセンスは以下の通りです。

被験者に対して、80%の確率で40万円がもらえるのか、確実に30万円がもらえるのか、どちらがいいかと聞きます。圧倒的に多くは、確実な30万円を選びます。逆に80%の確率であなたから40万円取り上げるが、確実に取るなら30万円です許してあげると、借金取りに追われているような状況を想定してどちらがいいかと聞くと、多くの人は、80%の確率で40万円取られる方を選びます。20%の確率で借金取りから逃れられるなら、少々高くてもそれがいいということなのでしょう。こうした選択実験を繰り返し、今までの経済学の前提とは異なる人間の真実をあぶり出していきました。人間とは、お金をもらえる立場ではリスク回避的な選択をするのに、お金を取られる立場ではリスク愛好的になるということを実証したのです。従来のマイクロ経済学の前提に疑問が投げかけられたということです。

この論文は社会科学の分野では最も引用され、2002年にノーベル経済学賞をとりました。これをきっかけに、従来の経済学に疑問を投げかける行動経済学という分野が一気に花開きました。ファイナンス研究は応用マイクロ経済学ですので、当然、行動ファイナンスという分野も急速に花開きました。人間は非合理的な選択をするので、これまでの資産価格モ

デルではマーケットは評価出来ないという認識が広がっています。

もう1つKahneman達の実験で明らかになったことは、人間は著しく小さい確率を高く見積もる傾向があるという規則性です。これも実験から明らかになっています。0.1%の確率で5,000ドルもらえるのと、確実に5ドルもらえるのとどちらがいいかと質問すると、5,000ドルと答える人が多い。何回繰り返しても同じ結果になります。例えば、コインの表が出たら100万円の報酬、裏が出たら0円の報酬、といったゲームへいくらで参加するかとの質問に対して、人は期待値の50万円以下の参加費しか払おうとしません。しかし、宝くじの様に、すごく小さい確率で、多額の資金がもらえる設定の場合、人は期待値以上の評価をしてしまうのです。こういった人間の非合理的な意思決定を理解して競馬などを見ると非常に面白いことがわかります。

慶應義塾大学の小幡准教授と名古屋商科大学の太宰専任講師が2014年に行動経済学界の学術誌に次のような論文を出しています。『競馬とプロスペクト理論：微小確率の過大評価の実証分析』です。彼らはJRAからデータをもらい、当たる確率の低い三連単を分析しました。人間が合理的に判断できるのであれば、実現確率が極端に低い三連単は、オッズがそれにあわせてものすごく高く（人気がなく）なってしかるべきです。ところが、現実には、大穴狙いの馬券を買う人が多く、三連単の人気は高くなっています。つまり、三連単に投

資して得られる期待値よりもはるかに高い買い物をしていると言えるでしょう。こういう現象がおこるのは、人間が考える主観確率と現実の客観確率が大きく乖離するからだと考えられます。小さい確率を高く感じて行動してしまうこうした人間のバイアスは、株式市場の投資家にもあり、株価評価において大きな影響を与えていると考えられます。

さて、プロスペクト理論が世に認められてから、人間のバイアスと株価の研究が数多く発表されました。その中の1つで、人間の注意力の限界と株価についての研究を紹介しましょう。人間の注意力は有限で、株式のように多くの銘柄がある場合は、その全てに十分な注意が向けられません。自ずと注目される銘柄とそうでない銘柄が出てきます。注目されている銘柄であれば、良いファンダメンタル情報が入ってきた場合、すぐにマーケットは反応して価格が上がります。ところが、注目されていない銘柄の場合、情報が株価に織り込まれるのに時間がかかりますので、良い情報を確認してからその株式に投資しても十分にリターンが見込めるわけです。したがって、投資戦略としては、皆が見ていない銘柄群の中から投資対象を絞り込むのが有効になります。では、どうやって、皆が見ているかどうかを判断するのか。それを推測するために、投資家注目度のプロキシ（代理変数）を作成する必要があります。代理変数としては、例えば検索キーワードの出現回数や新聞でその銘柄が何回報道されたかといったこと等か

ら作成することができます。人の注意力がどこに向けられているのかを知ることは、銘柄選択の上でも重要なポイントだと思います。

UCバークレー校教授のOdean氏とBarber氏は、注意が向けられているかどうかを、出来高やリターンをつかって判断し、投資家は結局のところ、「目立つ株」を取引しているという研究結果を報告しています。つまり、人は3,000以上、東証一部だけでも2,000以上ある銘柄のすべてを見ることはできないので、何らかのスクリーニングをしているということです。いろいろな情報を見ながら投資していると個人個人は思っていますが、全体でみた場合、目立つものだけに飛びついているということです。

今年のアメリカファイナンス学会の発表論文で、ニュース報道のあり方と株価の関連性を検証した論文がありました。それによると、同じニュースでも、報道される位置で株価推移が全く異なるということです。良いニュースでも悪いニュースでもフロントページに出ていると株価はすぐ反応します。しかし、フロントページに出ていないニュースでは、6時間くらい経ってから反応するらしいのです。投資のタイミングをはかるうえで、人の注意がどこにあるかを知ることが非常に重要だということがおわかりになると思います。

これまでの話をまとめると、人間が形成している株式市場を理解するには、人間行動の分析が必要不可欠だということです。人々がどのようなものに賭けているかというオッズ

(馬券にたとえると)を観察し、投資家の主観確率が客観確率よりも低いときに買うべきだという示唆が得られます。そして、投資家の主観確率は注目されている銘柄の方が、そうでない銘柄に比べて大きくぶれやすいということです。

■ 4. Cross sectional predictor について

次のテーマとしてCross sectional predictor についてお話します。時系列で株価を予測することは難しいですが、クロスセクションの中でどういう銘柄群が相対的に期待リターンが高くなり、どういう銘柄群が低くなるかは、ある程度明らかにされています。ファンドを運用されている方なら、例えば小型株やバリュー株のパフォーマンスが長期的には良いことはご存じでしょう。また、米国市場ではモーメンタムとって去年良かった銘柄は今年も良く、去年悪かった銘柄は今年も悪いという効果があると言われています。そういった銘柄の属性によってリターンの予測が出来る要因をCross sectional predictorと呼んでいます。企業の属性を見たときに今年の期待リターンは高いか低いかわかるわけですが、多くの研究者が様々な研究を通じてその属性を明らかにしてきました。

2013年にノーベル賞を取ったFama教授がFrench教授と提唱したファーマフレンチ3ファクターモデルというものがあります。資

産価格を評価するため、ベータ、サイズ、バリューの3つの要因が重要だと提唱し、このモデルが資産評価モデルのスタンダードになっています。1993年の彼らの研究以降、新たな論文を書く研究者は、この3つ以外のCross sectional predictorを探し、出来栄が良ければ一流雑誌に掲載される。ファイナンスの世界では、そうした活動が営々と繰り返され、その結果、累計240を超えるファクターが発見されてきたのです。しかし240のファクターを同時に検証することはできません。サイズとバリューの2つのファクターだけなら、各ファクターについてそれぞれ5分位に分類し（5分類×5分類）全上場銘柄を25分類することはできるでしょう。しかし240ものファクターであれば、同時に検証することは不可能です。いわゆる「次元の呪い」の壁に当たるのです。こういった現実を受けて、アメリカファイナンス学会の会長でもあったシカゴ大学のCochrane教授は、「我々には新しい方法論が必要だ」と従来の方法論に固執するべきではないとの立場を打ち出します。そういった時代変化を受けて、今年のアメリカファイナンス学会では、AIを使った方法論が提案されました。

240個ものファクターは、長期間ではいずれも効果のあるものですが、時系列では、ある時期は効いて別の時期は効かないという性質を持っています。例えば、昨年ひふみ投信の運用成績はとても良かったのですが、それは、彼らが着目している小型株が良かったか

らというのが大きな理由です。しかし小型ファクターに賭け続ければ、どこかで小型クラッシュに見舞われ、大きな損失を被ります。その意味では他のファクターも同じです。クラッシュに耐えずっとやり続ける根性があれば時間が解決してくれて問題ありませんが、ファクターにあまりにも依存して投資するのはそういう怖さがつきまといますね。従って、運用者の立場からは、できるだけショックが少ないように、いろいろなファクターをうまく使いながら超過リターンをとっていくことが、目指すべき方向性だと思います。

そこで、私たちは過去のデータを使い、どのファクターがどういうタイミングで効果を出すのかを機械学習する方法の開発に取り組んでいます。ポートフォリオのパフォーマンスを安定させるためには、1つのファクターに偏らないように運用していく必要があります。個々のファクターに対して過度に依拠することなく、適宜適切なファクターにうまく依拠するポートフォリオができれば、平均的に安定して超過リターンの獲得が可能になります。期待値としてはプラスであるのは当然ですが、投資家としての頭痛の種は分散です。ファクターショックが起こったときに、分散をどう小さくすることができるのか研究しているところです。

■ 5. 従来使われてこなかったデータを使う効果について

ここまでの話では、すべて出来高や過去の財務データ、PER、金利など、財務情報と価格情報だけを使ってきました。ファイナンスの研究者は、自らの発見した現象に普遍性を求めますので、非常に長期間のデータで検証します。長期間のデータで実証可能なものが真のファクターだというのが基本スタンスです。この意味で、従来あまり使われていないデータは、入手可能な時期も短いのです、あまり使われないのです。でも実務的にはそうしたデータを使うのは意味があると思いますので、1つの事例を紹介します。

企業間ネットワークというデータがあります。これは企業間の関係性を示す非財務情報ですが、長期では手に入りません。米国では2003年から、日本では2010年からのデータしか存在しません。ただ、これは情報の伝播経路を予測するには非常に役立つデータだと思います。マーケットは完全には情報効率的でないので、情報伝播に時間がかかっている間に取引チャンスが生まれるのです。

ハーバード大学教授のCohen氏と Frazzini氏は、ある明白な取引関係性がある企業間の情報を用いることで、情報伝播の時間格差を利用して裁定取引が可能だと指摘しています。つまり、ある2つの企業間に顧客企業と供給企業という関係があるとき、顧客企業に

良い情報は当然その供給企業にも良い情報であるわけです。ただ、この関係性はちゃんと調べないとわからないので、顧客企業に関する情報インパクトは、その供給企業に時間差で波及するというのです。この時間差を利用することで、リターンを予測し、利益をあげることができるのです。

例えば、ゴルフ用品を販売しているキャラウェイ社の株の動きを見てみましょう。同社はある時業績発表後に急落しています。売り上げ不振が理由です。キャラウェイ社に多くの商品を納入している企業、ゴルフクラブヘッドのメーカーのコスタルコスト社の株価を見てみると、キャラウェイ社が売られてもしばらく横ばい状態でしたが、徐々にキャラウェイ社の不振が織り込まれ、最終的には下がっています。このように情報伝播に時間がかかるのであれば、それを利用したポートフォリオが組成できるはずですが、Cohen教授らの実証結果によれば、先に反応する顧客企業群の動向をみながら、供給企業群のポートフォリオ組成を行うと、有意にプラスの α が獲得できるということです。

米国のこうした研究をヒントに、関西学院大学の羽室准教授と私は、明白な取引関係だけでなく、より詳細な企業間ネットワーク情報を利用して、同様の検証を行うことにしました。くだんの論文は月次単位の観測ですが、私たちの発想は、もっと粒度を下げて観察すべきではないかというものです。なぜなら、証券市場では多くのプロが情報を分析し

ているので、情報伝播の速度はずっと速いと
考えたからです。また、顧客企業と供給企業
の一方の関連性だけではなく、双方向の情報
伝播を検証する必要があるとも思いました。
そこで、粒度を日次に下げることと、双
方向で検証することの2つのポイントを加え
て実験してみることにしました。詳しくは人
工知能基本問題研究会（SIG-FPAI）で発
表した論文に記載しています。関心のある方
は学会のホームページからダウンロードして
ください。

ここでは簡単に概略だけを説明しておきま
しょう。供給者から顧客へという関係は、サプ
ライヤー＝カスタマー（SC関係）と定義し、顧
客から供給者へという関係の場合は、カスタ
マー＝サプライヤー（CS関係）と定義します。
まず、どこに情報が到着するかわかりませ
ないので、突然株価が上昇し始めた銘柄に
なんらかの情報が入ったと仮定します。その
銘柄の企業とSC関係かCS関係にある企業
の株を購入し、一定期間保有するという戦
略を実行します。

突然株価が上がる銘柄は複数存在する
場合もありますし、全く存在しないかもしれ
ません。いずれにせよ、そういった銘柄と
取引関係がある銘柄だけでポートフォリオ
を組成するわけです。全く存在しない場合
は、ポートフォリオの中身はゼロになりま
す。複数存在する場合は、ポートフォリオ
の中身はたくさんの銘柄が含まれること
になります。実験してみると、毎日、いく
つかの銘柄には突然上昇するということが
起こっています。こうし

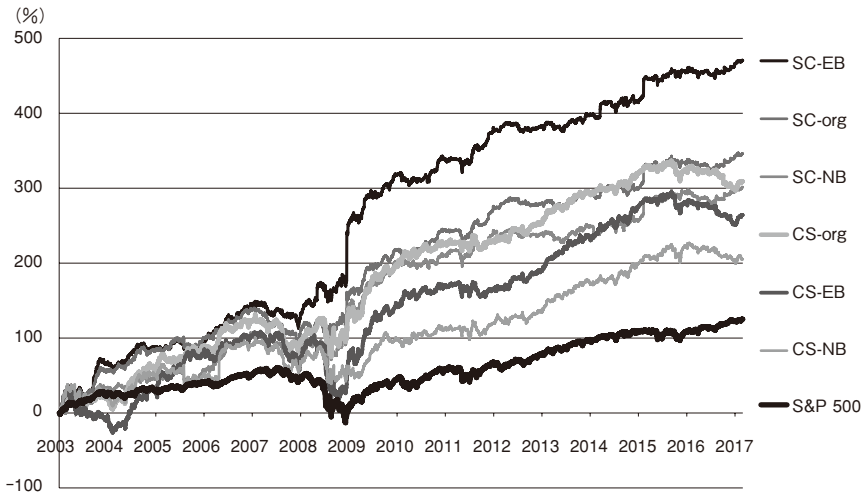
て時系列でポートフォリオの中身を入れ替
えながら運用していくのですが、これをカ
レンダータイムポートフォリオと呼んでいま
す。

さて、何らかの良い情報が入った企業の
周辺銘柄を購入して有利な運用ができたの
でしょうか。結果はグラフに示す通りです。
ほぼすべての戦略で株価指数を凌ぐパフ
ォーマンスを出しています。ここには複数
のポートフォリオの成績を併記していま
すので、それぞれについて見ていきましょ
う。

ポートフォリオの組成方法には2通りあ
ります。先述したように、突然上昇しはじ
めた銘柄の顧客企業で組成するSC戦略と、
供給企業で組成するCS戦略です。さて、
この2戦略には3種類のポートフォリオ重
み付けを考えます。1つは、ネットワーク
で結ばれているかどうかという点だけに
着目し、単純に時価総額に応じてポート
フォリオを組成する方法（org）。次に、
取引の中心的な企業に重みをつけてポー
トフォリオを考える（NB）方法。最後
に、取引の関係性の密度に重みをつけて
考える（EB）方法です。2つの戦略
×3種類の重み付けの合計6つの戦略を
評価した結果がグラフにあらわされていま
す。ここからわかるように、突然上昇す
る銘柄の顧客企業を中心にポートフォリ
オを組成するのが、最も高いパフオー
マンスを示すことから、情報伝播は供給
企業から顧客企業へと流れにくく、そ
こにタイムラグが生まれていることが
わかります。

こうしたデータは活用されているのでし
ょ

各種投資戦略の累積リターン（保有期間1日）



うか。現実にはこうした、サプライヤー＝カスタマーのデータはあまり使われていないと思われます。まず、取引関係ネットワークの計算には全ての銘柄ペアを考慮する必要がありますので、通常の計算機では処理に膨大な時間がかかるからです。またデータの価格が高いというのもネックかもしれません。高いデータとスパコンが必要です。少なくとも実務的応用にはまだ時間がかかるでしょう。

■まとめ

現時点では、まだまだ株式運用の世界は、ファンドマネージャーの腕が重要です。パフォーマンスの良い人は生き残り、そうでない人は淘汰される。しかし、パフォーマンスの良かったファンドマネージャーも、相場環境が変わると途端に成績が悪くなることも珍し

くありません。これまではそんな不安定な世界でしたが、運用競争は、今後は別次元のものになっていくでしょう。

これまでのクオンツ運用とは一線を画す、圧倒的に高度なデータ処理と、スパコン、ビッグデータを活用した運用手法が徐々に広まっていくのではないかと考えています。AIを単純に使うという一時的なブームのお話ではなく、金融の専門家とAIの専門家、技術者が一体となった運用体制をもつところと、そうでないところの差が大変おおきくなる時代だと感じています。

今日の話は以上です。ご清聴ありがとうございました。

