

人工知能(AI)を活用した 資産運用支援の可能性と課題

和泉 潔

izumi@sys.t.u-tokyo.ac.jp

東京大学大学院 工学系研究科

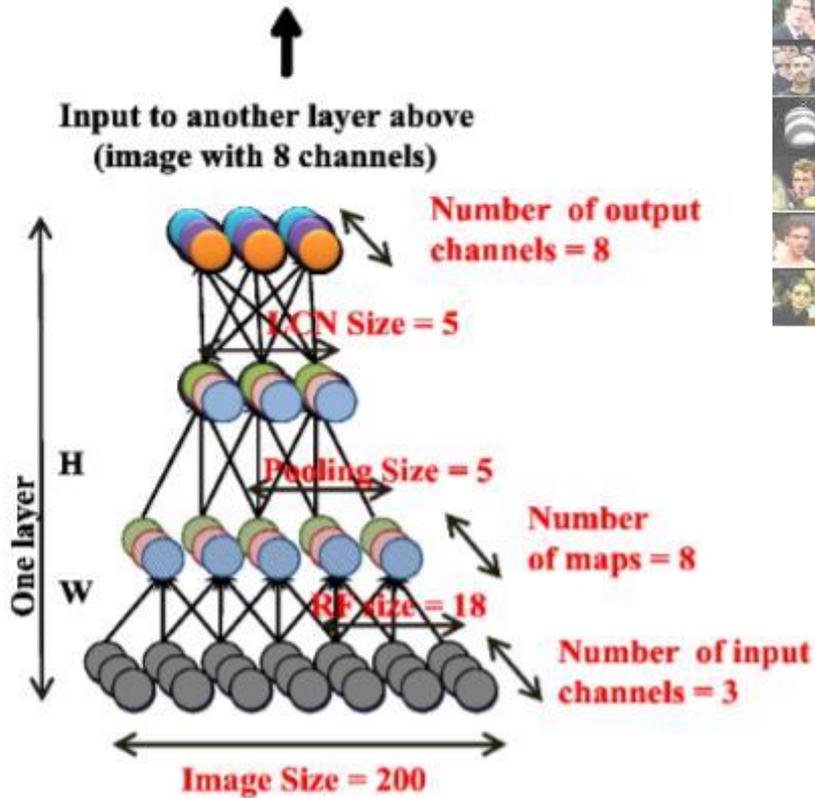
人工知能(AI)の第3次ブーム?

- A) Google自動走行車
- B) Facebook人の顔の認識
- C) IBM Watson
- D) コンピュータ将棋

【背景にある技術】

- ビッグデータ
- Deep learning (深層学習)
- 大規模並列計算技術

深層学習(deep learning)



人の顔や猫に対応するユニットが得られる

似ているものの認識や抽出が可能

入力:YouTubeの
画像1000万枚



よく受ける質問

このまま行くと、100%人工知能だけで
資産運用をするようになるのでしょうか？



- ルーチンワークだけのトレーダーは淘汰される
- 人間のトレーダーの方が優れている点
 - ?
 - ?
 - ?

深層学習(deep learning)

国内外の金融機関で市場予測への利用例が出ている

- ディープラーニングを用いたアルゴ取引
 - 7800次元の入力データから1時間後の株価の騰落を予想
 - 予測精度を平均+2.48%の改善

まとめ 1

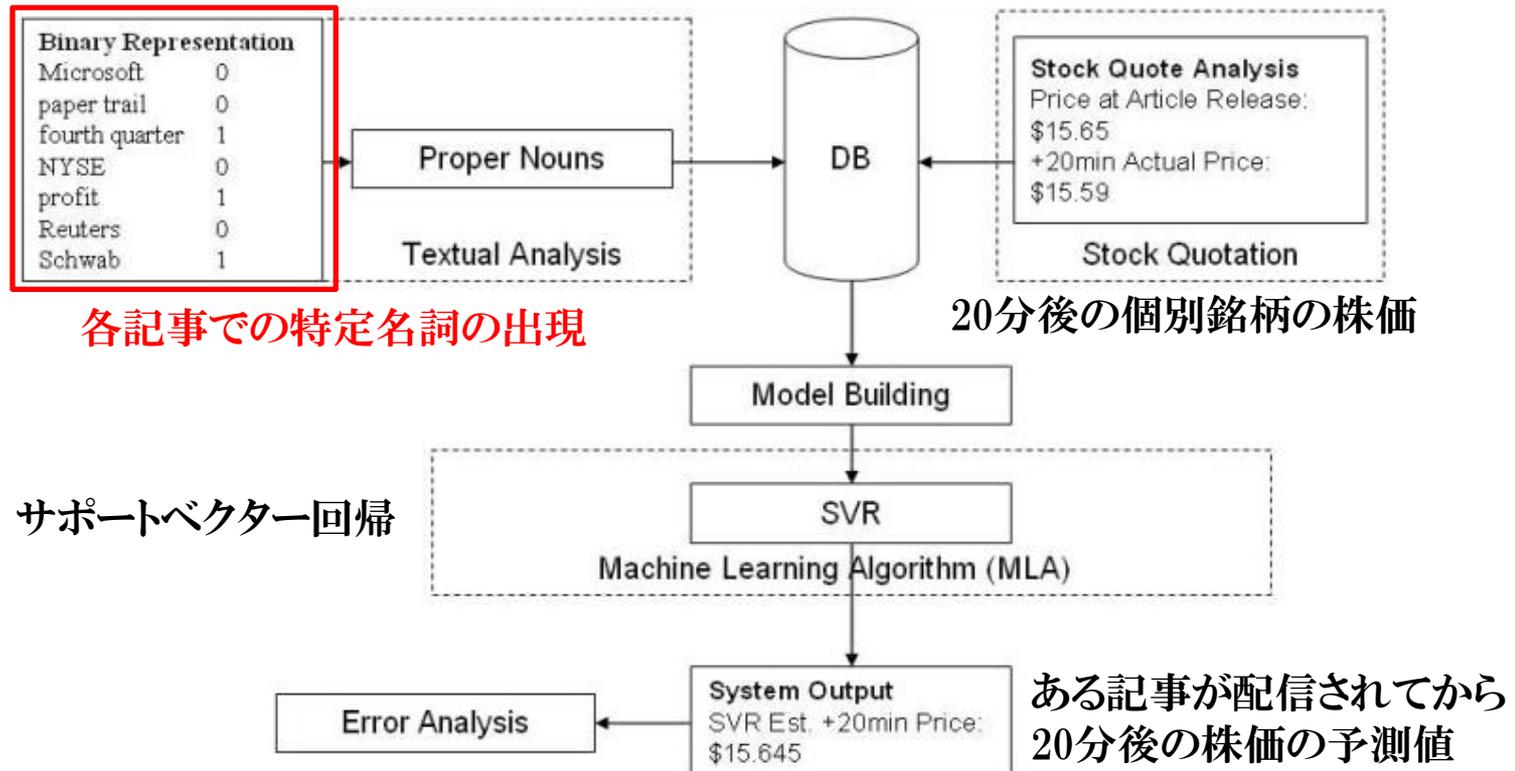
- 数値データの解析については、人工知能が得意
 - スピード+膨大なデータの取り扱い
 - ルーチンな予想は人間では勝てない
- しかし、市場の潮目の移り変わりは不得意
 - ニュースなどによって市況が急激に変わると大きく負ける
 - 長期的な見通しは苦手
- ニュースが与える市場への影響分析
 - 金融テキストマイニング

金融テキストマイニング(1)

ニュース記事から20分後の個別銘柄の予想

R. Schumaker, H. Chen, Computer, vol. 43, no. 1, pp. 51-56, 2010

- 2005年10月26日～11月28日(5週間)
 - S&P500の構成銘柄
 - 取引時間(10:30am-3:40pm)のニュースに限定 2809記事



金融テキストマイニング(1)

ニュース記事から20分後の個別銘柄の予想

R. Schumaker, H. Chen, Computer, vol. 43, no. 1, pp. 51-56, 2010

- 2005年10月26日～11月28日(5週間)
 - S&P500の構成銘柄
 - 20分間に1%以上の変動が予想された銘柄を売買
 - ファンドとの取引結果(年率リターン)の比較

上位10社のファンドのうち6社よりも好成績

人間が運用している
ファンドよりも好成績

| | Return |
|--|--------------|
| ProFunds Ultra Japan Inv (UJPIX) | 24.73% |
| ProFunds Ultra Japan Svc (UJPSX) | 24.59% |
| American Century Global Gold Adv (ACGGX) | 12.96% |
| American Century Global Gold Inv (BGEIX) | 12.93% |
| AZFinText | 8.50% |
| Quantitative Advisors Emerging Markets Instl (QEMAX) | 8.16% |
| Quantitative Advisors Emerging Markets Shs (QFFOX) | 8.15% |
| S&P 500 Index | 5.62% |
| Lord Abbett Small-Cap Value Y (LRSYX) | 5.22% |
| Lord Abbett Small-Cap Value A (LRSCX) | 5.19% |
| Quantitative Advisors Foreign Value Instl (QFVIX) | 4.99% |
| Quantitative Advisors Foreign Value Shs (QFVOX) | 4.95% |

Table 1. Simulated Trading results of the Top 10 Quants

S&P500銘柄の
ファンドでは1位

| | Return |
|--|--------------|
| AZFinText | 8.50% |
| Vanguard Growth & Income (VQNPX) | 6.44% |
| BlackRock Investment Trust Portfolio Inv A (CEIAX) | 5.48% |
| RiverSource Disciplined Equity Fund (ALEIX) | 4.69% |

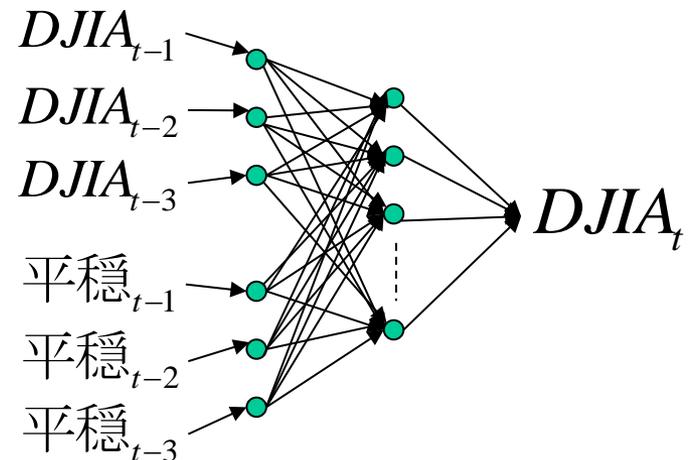
Table 2. Simulated Trading results of S&P 500 quants

金融テキストマイニング(2)

ツイッターから株価騰落を86.7%の精度で予測

J. Bollen;H. Mao;X.-J. Zeng. Journal of Computational Science 2 (1), 1-8, 2011

- 2008年2月28日～11月28日の約1千万tweets
 - 心理状態を明言しているtweetsだけを分析
 - 「友好的な」「不機嫌な」「活発な」「限界ギリギリの」「パニック状態の」等の約1千語
 - 平穏、警戒、確信、活気、善意、幸福の6次元に集約
 - 「平穏」がダウ平均株価(DJIA)との因果性があった
- ニューラルネットワークによる予測
 - 訓練: 2008年2月28日～11月28日
 - テスト: 2008年12月1日～19日
- 方向性の予測: 86.7%



金融テキストマイニングの方向性

- 直接、価格を予測することは難しい



- まず市場に関連する経済環境・状況を判別する方向に
 - 日銀テキスト・インデックス(クレディ・スイス証券)
 - 野村 A I 景況感指数(野村証券)
 - 日銀金融経済月報を用いた金利動向推定
和泉・余野 他, 英文経済レポートのテキストマイニングと長期市場分析, ジャフイージャーナル 実証ファイナンスとクオンツ運用, pp.12-31, 朝倉書店, 2013.
- 金融の文脈に応じた単語辞書を大規模なテキストデータから自動作成
 - 最近の技術: word2vecによる単語の分散表現

まとめ 2

- 決まり切ったキーワードのマッチングは、人工知能が得意
 - スピード+膨大なデータの取り扱い
 - ルーチンな予想は人間では勝てない
- しかし、常識の獲得・文脈理解 がまだ発展途上
 - 金融単語間の関係性
- 新技術(word2vecによる単語の分散表現)で、金融文脈での単語の関係を自動的に学習できるかもしれない

よく受ける質問

このまま行くと、100%人工知能だけで
資産運用をするようになるのでしょうか？



- ルーチンワークだけのトレーダーは淘汰される
- 人間のトレーダーの方が優れている点
 - コモンセンス 言語化しにくい常識を駆使する
 - ソーシャルスキル 他人の行動を理解する
 - クリエイティビティ 過去にない状況のストーリーを創造する

囲碁の機械学習 AlphaGo

1. 過去の人間の棋譜データから深層学習
2. 自己対戦で(深層)強化学習

過去の人間の棋譜データ

自己対戦の棋譜データ

Silver D. et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. Nature, vol. 529, no.7587, pp 484-489, 2016

課題1. 金融市場では過去データから学習したルールがすぐに使えなくなる

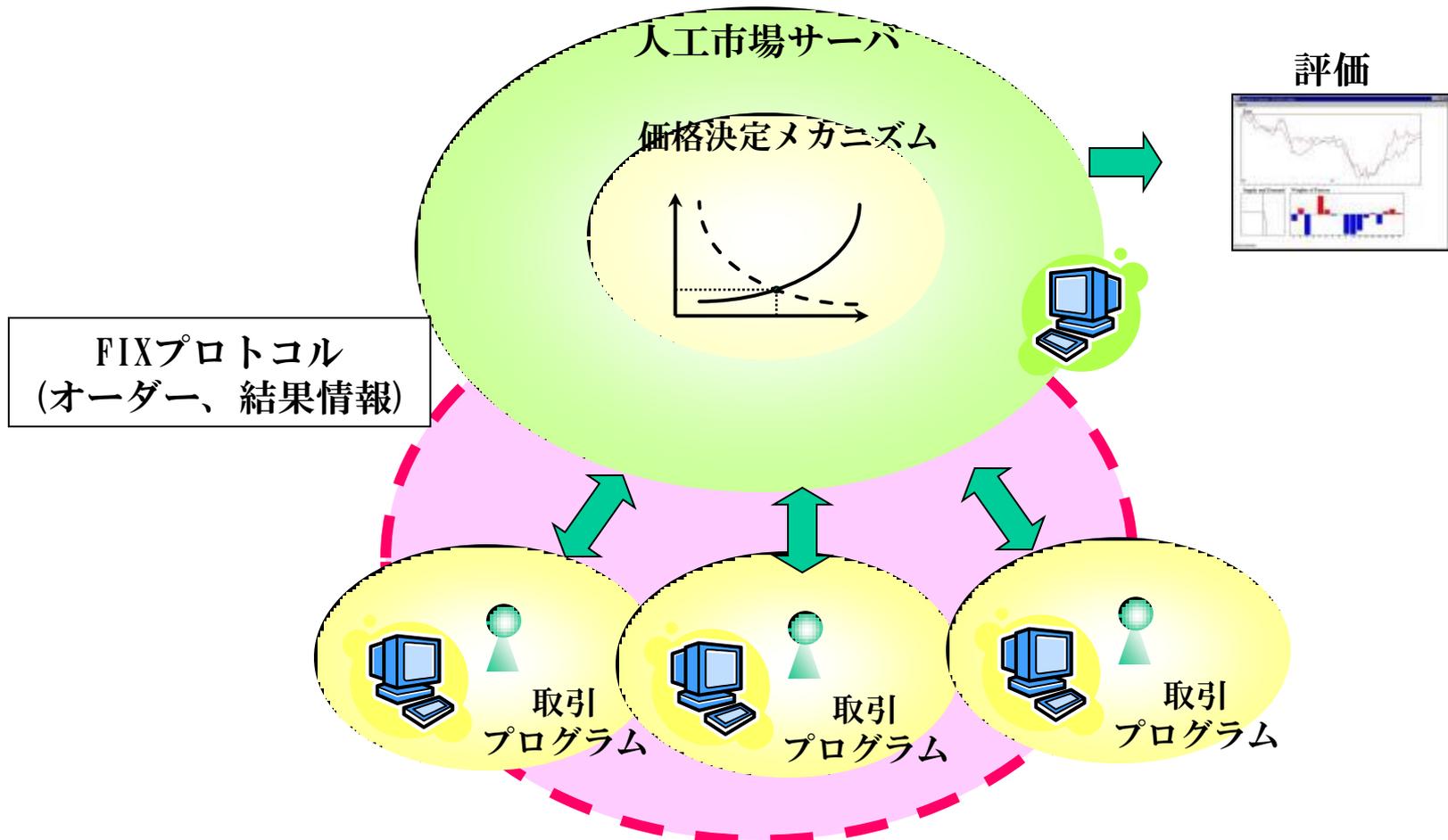
- 市場環境は常に移り変わる
 - 過去にうまくいったルールが、いつまでもうまくいくことはない
 - オーバーフィット(過学習)の問題

課題2. 金融市場では自己対戦できない

金融市場ではバックテストだけで、自己対戦できない

人工市場による取引アルゴリズムの評価

- 人工市場サーバに自動売買プログラムを参加させる
 - 多様な市場環境でのテストを行える。



2005年と2006年の 過去データを用いたバックテスト

2005年

| | | |
|----|------------------------------|--------------|
| 1 | GoldenCrossLong | 12.92 |
| 2 | BaysianWide | 6.35 |
| 3 | HLBandShort | 3.78 |
| | : | |
| 19 | PsychologicalLineWide | -0.89 |
| 20 | PsychologicalLine | -1.15 |
| 21 | RSINarrow | -1.26 |
| 22 | RSIWide | -1.64 |
| 23 | RSI | -4.40 |
| 24 | Envelope | -4.48 |

2006年

| | | |
|----|------------------------------|--------------|
| 1 | PsychologicalLineWide | 15.49 |
| 2 | TechniKunLong | 14.32 |
| 3 | Envelope | 12.61 |
| | : | |
| 19 | HLBandLong | -0.07 |
| 20 | PsychologicalLineNarrow | -0.79 |
| 21 | GoldenCrossLong | -1.16 |
| 22 | MACDLong | -1.23 |
| 23 | HLBandShort | -2.02 |
| 24 | GoldenCrossShort | -5.64 |

人工市場による評価 (10試行)

