

# 情報生産としての生成 AI

木村 遥介  
(東京科学大学工学院)

## 要 旨

本稿は大規模言語モデルに基づく生成 AI の近年の発展を情報取得・処理の技術変化として位置付け、注意コスト低下、観測方向拡張、意思決定時間短縮の経路が投資家行動や資産価格付けに与える影響を理論的に考察する。

キーワード：AI, 自然言語処理, 情報処理, 投資家行動, 市場効率性

## 1 はじめに

近年、大規模言語モデル (Large Language Model; LLM) に基づく生成 AI の発展が著しい。AI の進展が経済や金融市場に与える影響を評価することは、理論・実務の双方で喫緊の課題である。経済学では長らく、AI は自動化 (automation) の一形態として導入されてきた。たとえば Acemoglu and Restrepo (2018) に代表されるように、AI は生産関数のなかで労働を代替する資本として扱われ、より少ない労働投入で同等以上のアウトプットをもたらす技術として定式化される。こうした枠組みは「AI が人間の仕事を奪う」という一般的な懸念と整合的であり、歴史的にも機械化の進展に伴って観察されてきた現象である。他方で、近年の生成 AI は物理的な作業工程の代替にとどまらず、テキストデータや音声データから“情報そのもの”の生成・要約・整理に直接介入するという点で、従来の自動化とは質的に異なる側面を持つ。

本稿はこの点を正面から捉え、生成 AI を「情報取得」や「情報処理」を変質させる技術として、既存のファイナンスの枠組みに埋め込むことを試みる。典型的な情報取得モデルでは、投資家はファンダメンタルズ (基礎的価値) を直接観測できず、コストを支払ってノイズを伴うシグナルを得て、ベイズ更新によって意思決定を行う。Grossman and Stiglitz (1980) に始まる一連の研究は、情報取得と価格の情報効率性が均衡として決まるという視点を与えてきた。本稿が強調するのは、生成 AI の出現が、理論モデルにおいては比較的シンプルに記述される情報取得・処理のプロセスに対して影響を与える可能性である。

現実の投資プロセスに即して言えば、インターネットと検索エンジンは探索コストを大幅に下げたが、情報の読解・比較・要約の負担は長らく人間の側に残っていた。LLM に基づく生成 AI の出現は、長大なテキストの高速要約、複数情報源の統合、要点抽出の自動化を通じて、この読解・要約工程の大部分を機械可読のワークフローへと移行させつつある。生成 AI は「真の情報」を直接与える装置ではないが、膨大なコーパスから学習した表現を用いて、文脈に条件づけられた統計的に意味の

あるサマリーを返す。言い換えれば、生成 AI は真の情報そのものではなく、有限な注意資源 (attention resource) のもとでも活用可能な確率的サマリーと高次元の手がかりを供給する、新しい情報生産手段である。

以下では、こうした情報機能としての生成 AI が、投資家の注意配分と信念形成をどう変え、ひいては市場の価格反応・安定性にどのような影響を及ぼすかを、既存の枠組みを参考にすることで考察する。理論面では、線形ガウス環境で「人手による読解で得られるシグナル」と「AI 要約で得られるシグナル」を併用したときに事後不確実性がどのように縮小するかを明示し、合理的不注意 (rational inattention; RI) の問題においては、実効的な注意コストの低下と実装可能な情報構造の拡張、さらに意思決定時間の短縮という三つの経路で生成 AI をパラメトリックに導入する。資産価格付けでは、テキストから抽出された特徴が既存因子に非スパンな新たな共通因子になり得るのか、それとも裁定の進展とともに減衰していく予測器にとどまるのかについて考察する。制度設計の観点からは、機械可読性の向上がもたらす効率化と、要約器の同質化・イベント時点のバースト・ドメインシフトといった脆弱性のトレードオフを整理する。

この視点から導かれる本稿のメッセージは次のとおりである。生成 AI は、私的シグナルの単なるノイジーな代替ではなく、既存の読解が張る部分空間の外側に情報を投射しうるため、投資家の事後不確実性を“方向選択的”に縮小し得る。情報取得コストの低下と処理時間の短縮は価格への織り込みを加速するが、同一の要約や指標に依存する度合いが高まると、共通誤差の伝播と同期的な反応を通じて、市場の安定性に新たな負荷をかける可能性がある。AI が抽出する非線形・交差項といった高次の統計構造は、従来の線形・低次元の人手読解では捕捉しにくい有益なシグナルであると同時に、バイアスやレジーム依存が存在する場合には誤誘導の源泉にもなり得る。

## 2 「情報取得・処理」の技術変化

本節では、生成 AI が投資家の信念形成に与える効果を、既存の情報取得モデルに最小限の拡張を施すことで定式化する。ファンダメンタルズを  $Z \in \mathbb{R}^M$  とし、投資家は観測コストを負担してシグナルを取得し、ベイズ更新により意思決定  $a$  を選ぶ。以下、 $c'Z$  は投資家の意思決定にとって価値関連の一次元統計を表す (企業価値  $V$  の線形近似、効率価格  $v$ 、将来キャッシュフローなど、節ごとに適切に読み替える)。

まず線形ガウス環境で、人間のテキストの読解によるシグナルを  $S = BZ + \eta$  ( $\eta \sim N(0, \Sigma_\eta)$ ) と仮定する。ここで  $B$  は  $(K \times M)$  行列、 $S$  は  $K$  次元ベクトルとする。人々はファンダメンタルズに関連するシグナルを読解から生成するが、読解の技術によっては、すべてのファンダメンタルズの情報を抽出できない可能性を含んでいる。同様に AI によって生成されるシグナルを  $Y = AZ + \epsilon$  ( $\epsilon \sim N(0, \Sigma_\epsilon)$ ) と仮定する。ここで  $A$  は  $(L \times M)$  行列、 $Y$  は  $L$  次元ベクトルとする。両者を併用する場合の事後共分散は

$$\Sigma_{Z|S,Y}^{-1} = \Sigma_Z^{-1} + B' \Sigma_\eta^{-1} B + A' \Sigma_\epsilon^{-1} A$$

となり、精度行列が加法的に積み上がることから、任意の利得方向  $c \in \mathbb{R}^M$  についての不確実性 (事後分散)  $\text{Var}(c'Z | \cdot) = c' \Sigma_Z c$  は、単独利用と比べて増大しない。とりわけ  $\text{span}(A)$  が  $\text{span}(B)$  に含まれないとき、 $c$  がその非スパン方向に射影を持てば、併用は厳密に不確実性を低下させる。これは、生成 AI が人手では拾いにくい意味空間の方向に測定を割り当てうることを、最も簡潔な形で示してい

る。

次に、この表現を RI の枠組みに拡張する (RI については Sims (2003) や Veldkamp (2011) を参照)。投資家は、テキスト  $T$  を入力として出力シグナル  $R$  を生成する写像  $\pi(r|t)$  を設計し、その上で行動  $a(R)$  を選ぶ。効用関数  $u$  と情報コスト  $\lambda I(Z;R)$  ( $I(Z;R)$  は相互情報量であり、 $R$  を観察することで  $Z$  の不確実性がどれだけ減少するかを表す) で定義した RI モデルは以下で与えられる：

$$\max_{\pi, a} \mathbb{E}[u(a(R), Z)] - \lambda I(Z;R)$$

この定式化において、生成 AI の導入は「実効的な注意コスト  $\lambda$  の低下」と「実装可能な情報構造集合  $\Pi$  が拡張」という二つの変化として記述できる。前者は同じ費用で情報量を増やす(精度を上げる)ことを意味する。後者において、「実装可能な情報構造集合  $\Pi$  が拡張」とは、テキストから決定に用いる信号  $R$  を作る変換ルールの選択肢 ( $\Pi$ ) が、人手の時間・線形指標・固定辞書といった制約を超えて、タスク適合・非線形・文脈依存・文書横断の要約まで含むようになることを指す。したがって、同一の情報予算でも、意思決定損失をより小さくできる要約を選びやすくする。

さらに、意思決定に時間がかかるという現実的な制約を組み入れると、目的関数に期待所要時間のペナルティ  $\kappa \mathbb{E}[\tau]$  を加えた  $\max \mathbb{E}[u] - \lambda I - \kappa \mathbb{E}[\tau]$  の形になり、生成 AI は処理時間  $\tau$  の短縮という経路からも価値を持つように拡張することができる。Hébert and Woodford (2023) は、注意の配分と停止時刻の同時最適化を可能にする連続時間の RI モデルを提示し、反応速度や意思決定のタイミング分布まで含めて理論的に結び付けている。生成 AI がもたらす「同じ精度をより短時間で達成する」「同じ時間でより高い精度に到達する」という改善は、この拡張の中で素直に表現できる。

### 3 注意制約モデルの拡張

前節の定式化は、生成 AI が情報の「量」を単純に増やす装置ではなく、限られた注意予算のもとで観測すべき方向と精度を再配分させる技術であることを表現している。本節では、その含意を投資家の行動に即して掘り下げる。核となるのは、注意コストの低下と観測可能方向の拡張、そして意思決定に要する時間の短縮が、事後不確実性・反応速度・主体間の期待の収斂／分散にどう影響するかである。

まず注意コストに対する比較静学を考える。生成 AI の導入で情報コスト  $\lambda$  の影響度が低下し、かつ観測可能方向の集合が拡張されると、線形ガウス環境では事後精度行列が加法的に積み上がる結果、任意の利得方向  $c$  に関する事後分散  $c' \Sigma_{\tau} c$  は単独利用に比べて(弱く)減少する。観測方向の集合が人手の張る部分空間を越えて広がる時、 $c$  がその拡張部分に射影を持つ限り分散は厳密に縮小しうる。情報量が一定でも、測定の割り当て先が意思決定の損失関数に沿って再設計されることで、達成可能な効用が高まるというのが RI の直観である。

観測方向の内生化は、実務上の「何を見るか」の問いに直結する。事前分布の分散が大きい主成分へ機械的に割り当てを大きくする戦略は、利得方向  $c$  と一致しない限り一般には最適ではない。資産運用の注意配分を理論・実証の両面から扱う研究は、景気局面や資源制約の下で、限られた分析時間を“価値に効く方向”へ集中させることが合理的であると示してきた (Kacperczyk et al., 2016)。LLM が学習した言語表現は、テキストの潜在意味空間で  $c$  に整合的な方向を見つけ、そこへ測定を集中させる写像を実装可能にするため、人手の要約が強い領域の限界価値は低く、非スパン方向の限界価値は高いという限界便益構造をもたらしやすい。これにより、投資家の注意の配分について、より「狭い・

深い」方向への配分転換が生じ、銘柄選択の集中度やテーマ別リサーチ時間の構成に表れるだろう。この注意配分の変化は、あるタイプの情報への感応度が変容する可能性を示している。

意思決定時間の制約を組み込むと、生成 AI はもう一つの経路で価値をもつ。前節のように目的関数に期待所要時間のペナルティ  $\kappa E[\tau]$  を持ち込むと、投資家は精度と速度のトレードオフを前提に最適点を選ぶが、要点抽出の即時化は「同じ精度をより短時間で」または「同じ時間でより高い精度に」到達させる。イベント・スタディの知見では、決算発表後の価格調整が広く観察されてきたが、情報処理に要する時間の短縮化は初期反応の増大とドリフトの短命化を予見させる。実際、投資家の注意分散が大きい日には初期反応が小さく後続ドリフトが大きいという「注意」ベースの実証も一致する方向性を示す (Hirshleifer et al. 2009)。

投資家間の異質性については、二つの相反する力が働く。一方では、 $\lambda$  や  $\kappa$  の個人差、利用可能な情報構造集合の差によって、同じニュースから異なる観測方向と精度を選ぶ余地が残り、解釈は多様であり続ける。他方では、共通の要約器や類似の埋め込み表現の普及が、利得方向  $c$  に近い特徴を多くの主体が一斉に測る誘因を与え、期待の同質化とポジションの重なりを強める。既存研究は、投資家の分類・スタイル化やカテゴリー需要の強まりが銘柄間の共変動を高めることを示しており、AI による要点抽出の同質化は同様のメカニズムを通じて短期の需給圧力の相関を押し上げうる (Barberis et al., 2005)。加えて、EDGAR や XBRL による機械可読化が情報処理コストを下げ、外部投資家の情報生産やアナリスト予想の質向上、価格効率の上昇に結びつくことが報告される一方 (Dong et al., 2016; Gao and Huang, 2020)、同一フォーマット・同一時刻の開示は同時性・同質性を高める可能性があるという認識も必要になる。

#### 4 資産価格付けへの含意

伝統的には、リターンは有限次元の共通因子への感応度で説明されてきたが、生成 AI は高次元の公開テキストから人手では抽出しづらい方向をシグナル化し、既存因子の張る部分空間の外側に新たな体系的因子を切り出す可能性を開く。

テキスト指標の系譜に沿って振り返ると、Tetlock (2007) は、メディア論調の悲観度が短期的な下押しとその後の反転を伴うことを実証した先駆けである。Loughran and McDonald (2011) は、ファイナンスの文脈での単語の極性誤分類を是正したドメイン固有辞書を提示し、10-K のトーン測定を大幅に改善した。よりマクロ的には、Baker et al. (2016) の経済政策不確実性 (EPU) は新聞本文の頻度情報から政策関連の不確実性を指標化し、相場局面ごとの共通ショックの振る舞いを捉える基礎を与えた。Manela and Moreira (2017) の NVIX は新聞紙一面の掲載動向とインプライド・ボラティリティの連動に基づくニュースベースの不確実性の指標を示している。Hassan et al. (2019) は決算説明会の議事録に現れる政治リスクの比率を企業別に測定し、横断面の期待形成と企業行動に結び付く「テキストからリスク」の橋渡しを行った。Hassan et al. (2023) は、企業別の感染症リスクへのエクスポージャーを計測し、企業価値との関連を分析している。近年では、Chen et al. (2025a) が日本企業データを用いて経営者の不確実性認識をテキストから測り、投資行動との結び付きを示しており、また、Chen et al., (2025b) は経営者の認知バイアスが価格付けされている可能性を示している。これらの代表例は、本稿で導入した  $f_t^A$  が「価格付けされる体系的因子」になり得ることを歴史的に裏づけるものである。

テキストから直接「解釈可能な体系的リスク因子」を抽出する取り組みも進んでいる。Bybee et

al. (2023) は、理論的に重要だが観測が難しい状態変数を、ニュースのナラティブで具現化し測定する枠組みを提示する。経済・ビジネスニュースのナラティブを状態変数の実世界における対応物とみなし、投資家が知覚するリスクを測定する。また、プライシング・カーネルは「選択されたナラティブへの注意の変動」の線形結合として表現されている。結果として、この論文が提唱するナラティブ資産価格付けモデルは高いパフォーマンスを示し、さらに、単語・記事レベルでリスク内容を可視化する点が貢献である。

形式的には、既存因子  $F_{t+1}^{\text{std}}$  にテキスト起源の因子  $f_{t+1}^{\text{AI}}$  を加えると、個別資産の超過リターンは  $r_{i,t+1} = \beta_i^T F_{t+1}^{\text{std}} + \gamma_i f_{t+1}^{\text{AI}} + \varepsilon_{i,t+1}$  と書ける。ここで  $f_{t+1}^{\text{AI}}$  が価格付けされる十分条件は、確率割引因子  $m_{t+1}$  に対して  $\text{Cov}(m_{t+1}, f_{t+1}^{\text{AI}}) \neq 0$  が成り立つことである。生成 AI が景気レジーム転換や政策不確実性といった既存指標の合成では捉えにくい変動方向を安定的に抽出できる時、この条件は満たされやすい。逆に、学習期間の語彙や報道スタイルに依存する特徴は、導入初期には有意であっても普及とともに裁定され、価格付け関係には定着しにくい。この二つを区別することが、AI 由来特徴の学術的評価にも実務への移植にも不可欠である。

## 5 生成 AI がもたらす「同質化」リスク

生成 AI が情報取得・処理のフロンティアを押し広げる一方で、市場の安定性に関して三つのリスクがあることを本節では取り上げたい。本質的には「同質化」によるリスクであり、これまでの議論と重複する内容でもあるが、この節でまとめて説明する。

第一は、これまで議論してきたが、要約器・埋め込みの「同質化」によって投資家の期待が収斂し、ポジションやシグナルが過度に相関化するリスクである。行動が他者の行動に条件づけられると私的情報があっても追随・同調が生じるという情報カスケードの洞察は、共通のアルゴリズムが広範に用いられる環境でも技術的に再現されやすい (Banerjee, 1992; Bikhchandani et al., 1992)。実証面でも、インデックスやスタイルへの資金集中が基礎的価値では説明しきれない共変動を高めることが示されており (Barberis et al., 2005)、流動性にも市場横断の共通変動 (コモナリティ) が存在する (Chordia et al., 2000)。資金制約と市場流動性の相互強化が価格下落局面でスパイラルを引き起こしうることを踏まえると (Brunnermeier and Pedersen, 2009)、同型要約器の普及で同方向シグナルの同時発生が増えるほど、こうした脆弱性はむしろ強まりうる。

第二は、情報反映の高速化が「取引の同時集中 (バースト)」を強め、板の薄化とプライス・インパクトの非線形性を高めるリスクである。マクロ指標や企業開示の直後に価格発見が集中的に進むこと、スプレッドや板厚みが一時的に変化することは、高頻度データの研究で繰り返し確認されてきた (Andersen et al., 2007)。生成 AI が要点抽出を即時化するほど確信到達時刻が重なり、同時性が上がるため、瞬間的インパクトが増大しやすい。高速取引 (HFT) は平時には流動性・効率に資する一方 (Hendershott et al., 2011; Brogaard et al., 2014)、ストレス局面では相互作用が急性の不安定性へと転化しうることが報告されており、2010 年の「フラッシュ・クラッシュ」の詳細分析は注文フローの同時性と在庫制約の衝突がジャンプ的な価格変動を誘発し得ることを示している (Kirilenko et al., 2017)。生成 AI による「多量・同時」な情報取得・処理は、これらの仕組みをいっそう顕在化させ可能性がある。

第三は、モデルが学習された領域と使用時の領域がずれるドメインシフト (データセット・シフト) である。金融テキストは語彙・文体・開示様式が制度や景気局面とともに変化しやすく、辞書型・教師ありモデルのいずれも外挿に弱い可能性がある。テキストを実証分析に接続する研究は、前処理・

妥当化・外的妥当性の確保を重視し、語彙の時変や文脈依存性への配慮を強く推奨している (Gentzkow et al., 2019; Loughran and McDonald, 2016)。機械学習の基礎文献も、共変量シフトや概念ドリフトの整理と対処法 (重要度再重み付け, 移転学習, 頑健推定) を提示しており (Quiñonero-Candela et al., 2009), 金融テキストにも適用可能である。こうしたドメインシフトは、同質なモデル間での誤判定が同時に発生し、取引の同時性から市場に不安定性をもたらす可能性がある。

以上のように、生成 AI が情報取得・処理能力を押し上げることに伴って、投資家の同質性が高まるならば、市場に内在する不安定性が大きくなる可能性は十分に考えられる。

## 6 まとめ

本稿は、生成 AI を自動化ではなく情報取得・処理の技術変化として既存理論 (注意制約, 資産価格付け) に埋め込み、投資家の事後不確実性, 価格発見の速度と同時性, 因子構造の再編というトピックを考察した。強調したのは、注意コストの低下・観測方向の拡張・意思決定時間の短縮という三つの経路が、利得方向に整合的な測定を前倒しし得るという理論的含意である。

同時に、ここでの結論は理論的考察の域を出ないことを明確にしておきたい。本稿は線形ガウス, RI といった枠組みに、生成 AI の特徴 (要約精度の向上, 目的適合的な表現, 広範な普及による同質化) をやや極端に仮定した思考実験を行っている。现阶段のモデルや運用慣行, 法制・ガバナンスの制約を踏まえると、実世界はここで描いた状態に至っていないと考えられる。本稿の役割は、あくまで生成 AI の既存理論に対するマッピングを与えることであり、どの効果がどの程度現れるかは採用度・モデル品質・制度設計に強く依存する。したがって本稿は、生成 AI 時代のファイナンスを読み解くための概念枠組みと比較静学の出発点として位置づけられる。

### 【引用文献】

- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2018. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review* 108 (6), 1488-1542.
- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Vega, C., 2007. Real-time price discovery in global stock, bond and foreign exchange markets. *Journal of International Economics* 73 (2), 251-277.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., 2016. Measuring economic policy uncertainty. *Quarterly Journal of Economics* 131 (4), 1593-1636.
- Banerjee, A. V., 1992. A simple model of herd behavior. *Quarterly Journal of Economics* 107 (3), 797-817.
- Barberis, N., Shleifer, A., and Wurgler, J., 2005. Comovement. *Journal of Financial Economics* 75 (2), 283-317.
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., Welch, I., 1992. A theory of fads, fashion, custom, and cultural change as informational cascades. *Journal of Political Economy* 100 (5), 992-1026.
- Brogaard, J., Hendershott, T., and Riordan, R., 2014. High-frequency trading and price discovery. *Review of Financial Studies* 27 (8), 2267-2306.
- Brunnermeier, M. K., and Pedersen, L. H., 2009. Market liquidity and funding liquidity. *Review of Financial Studies* 22 (6), 2201-2238.
- Bybee, L., Kelly, B., and Su, Y., 2023. Narrative asset pricing: Interpretable systematic risk factors from news text. *Review of Financial Studies* 36 (12), 4759-4787.
- Chen, Y., Kimura, Y., and Inoue, K., 2025a. How Does Managerial Perception of Uncertainty Affect Corporate Investment during the COVID-19 Pandemic: A Text Mining Approach, *Pacific-Basin Finance Journal* 90, 102655.
- Chen, Y., Nakagawa, K., Kimura, Y., Inoue, K., 2025b. Are managerial cognitive biases priced in Japan? Evidence from cross-

- sectional portfolio returns. *Finance Research Letters* 85, Part B, 107940.
- Chordia, T., Roll, R., Subrahmanyam, A., 2000. Commonality in liquidity. *Journal of Financial Economics* 56 (1), 3-28.
- Dong, Y., Li, O. Z., Lin, Y., Ni, C., 2016. Does information-processing cost affect firm-specific information acquisition? Evidence from XBRL adoption. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 51 (2), 435-462.
- Gao, M., Huang, J., 2020. Informing the market: The effect of modern information technologies on information production. *Review of Financial Studies* 33 (4), 1367-1411.
- Gentzkow, M., Kelly, B., Taddy, M., 2019. Text as data. *Journal of Economic Literature* 57 (3), 535-574.
- Grossman, S.J., Stiglitz, J.E., 1980. On the impossibility of informationally efficient markets. *American Economic Review* 70 (3), 393-408.
- Hassan, T. A., Hollander, S., Van Lent, L., Tahoun, A., 2019. Firm-level political risk: Measurement and effects. *Quarterly Journal of Economics* 134 (4), 2135-2202.
- Hassan, T. A., Hollander, S., Van Lent, L., Schwedeler, M., Tahoun, A., 2023. Firm-level exposure to epidemic diseases: Covid-19, SARS, and H1N1. *Review of Financial Studies* 36 (12), 4919-4964.
- Hébert, B., Woodford, M., 2023. Rational inattention when decisions take time. *Journal of Economic Theory* 208, 105612.
- Hendershott, T., Jones, C. M., Menkveld, A. J., 2011. Does algorithmic trading improve liquidity? *Journal of Finance* 66 (1), 1-33.
- Hirshleifer, D., Lim, S. S., Teoh, S. H., 2009. Driven to distraction: Extraneous events and underreaction to earnings news. *Journal of Finance* 64 (5), 2289-2325.
- Kacperczyk, M., Van Nieuwerburgh, S., Veldkamp, L., 2016. A rational theory of mutual funds' attention allocation. *Econometrica* 84 (2), 571-626.
- Kirilenko, A., Kyle, A. S., Samadi, M., Tuzun, T., 2017. The flash crash: High-frequency trading in an electronic market. *Journal of Finance* 72 (3), 967-998.
- Loughran, T., McDonald, B., 2011. When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. *Journal of Finance* 66 (1), 35-65.
- Loughran, T., McDonald, B., 2016. Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research* 54 (4), 1187-1230.
- Manela, A., Moreira, A., 2017. News implied volatility and disaster concerns. *Journal of Financial Economics* 123 (1), 137-162.
- Quiñonero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., Lawrence, N.D., (eds.) 2009. Dataset shift in machine learning. MIT Press.
- Sims, C.A., 2003 Implications of Rational Inattention, *Journal of Monetary Economics* 50 (3), 665-690.
- Tetlock, P. C., 2007. Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *Journal of Finance* 62 (3), 1139-1168.
- Veldkamp, L.L., 2011. *Information Choice in Macroeconomics and Finance*. Princeton University Press.