

# 決定木学習に基づいた新製品発売時における 中古価格高騰の要因分析

宍戸 建元<sup>1,a)</sup> 新美 礼彦<sup>2,b)</sup>

**概要:** 近年、中古販売市場は急速に発展している。中でも、特にトレーディングカードゲーム (以下、TCG) 市場の成長は著しい。TCG の市場では古く美麗な商品に価格がつく例や、ゲーム内での利用によって価格が急高騰する例がある。しかし、販売における値付けは勘や経験に基づく部分が多く、他の中古販売市場と同様な研究がなされている例は少ない。そこで我々の研究では、TCG の1つである「Magic: The Gathering」における中古販売市場を対象とし、価格の高騰予測を目指している。その TCG 市場において、既存商品と相性の良い新商品が発売することにより、発売前の情報公開時や発売直後に、既存製品が急激に高騰する例が存在する。既存研究において TCG 市場に注目した研究はあるが、製品の発売による価格変化に着目し、その高騰要因を分析した研究は存在しない。そのため、本研究では機械学習を用いた TCG 市場の高騰要因分析を行う。実際の発売日前後 2 週間の価格履歴データから高騰事例をラベル付けし、決定木学習から各期間における高騰要因を分析する。

## A Decision Tree-Based Analysis of the Causes of Used Price Hikes in New Product Launches

### 1. はじめに

#### 1.1 背景

近年、中古販売市場は急速に発展している。特に、EC サイトやフリマアプリを利用した販売が盛んになりつつある。『令和 2 年度 産業経済研究委託事業 (電子商取引に関する市場調査)』[1] では、令和 2 年度の CtoC における EC 市場規模は 1 兆 9,586 億円、前年度比 12.5 % 増で、感染症の外出自粛の呼びかけや EC の利用が推奨されたことが背景にあると論じている。またライフスタイルの変化により在宅時間が増え、カテゴリ構成がエンタメ・ホビー用品等インドア製品にシフトしたことを論じている。

その中でも、トレーディングカードゲーム (以下、TCG) の取引が大きく成長しつつある。イーベイ・ジャパン社のレポート [2] では、越境 EC の 4-6 月期における TCG の

カテゴリ成長率が前年同期比の 655 % となり、3 期連続 3 桁成長と盛んに取引が行われている。また、現在では一部カードの希少価値から美術品としての価値も高まっており、1 枚のカードが 100 万円規模の価格で取引される例も報告されている。

この TCG 市場において、新商品の発売時に関連する既存中古製品の需要が高まり高騰する例が発生している。例えば、通常は 2 ドルで販売されていた商品が、相性のいい新商品の発売によって需要が高まり、次週には 20 ドル近くまで高騰する例が存在する。

また、公式による商品の事前情報公開や、EC サイトによって素早い価格更新がかのうになったことから、日ごとにその価格が変化し、数日で十数倍にもなる例が存在する。

しかしこの高騰現象について、実際に高騰要因について詳細に分析された例は少ない。そのため、実店舗では勘と経験によって相場を決めており、現在でもその高騰を予測は難しいものとなっている。

#### 1.2 目的

前述の背景を踏まえ本研究では、TCG のタイトルである「Magic: The Gathering」[3] における中古販売市場を対

<sup>1</sup> 公立はこだて未来大学大学院 システム情報科学研究科  
Future University Hakodate,  
Graduate School of Systems Information Science

<sup>2</sup> 公立はこだて未来大学 システム情報科学部  
Future University Hakodate,  
Faculty of Systems Information Science

a) g2121025@fun.ac.jp

b) niimi@fun.ac.jp

象とし、このカードの高騰現象について機械学習を用いた分析を行う。

本研究では特にその高騰について、決定木学習による高騰の予測を行い、構築された決定木から、具体的にどのような属性が価格高騰に寄与しているのかを明らかにする。

また先述の高騰の例から、新商品発売前後のタイミングに着目し、その期間中における既存製品の価格に関する分析を行っていく。特に期間ごとに高騰要因に差ができると仮定し、複数の期間において機械学習を行い、その高騰要因の違いを分析する。

## 2. 関連研究

### 2.1 宍戸らの研究

宍戸ら [4] の研究では、TCG 市場の価格形成要因分析として、カードの持つ属性を (i) 性能属性と (ii) 希少度属性の二種に分けて分析し、性能属性よりも希少度属性の方が価格に影響していることを明らかにした。

しかし、宍戸らの論文ではある時点での定性的な価格に対する分析となっており、本研究が対象とする高騰に対する分析とは異なっている。また、宍戸らの研究では実価格の予測を行っているに対し、本研究では高騰するか否かの予測をする二値問題として扱う点が異なる。

だが、市場の要因分析に決定木学習を利用する点は本研究と同じ点である。また、同じ TCG 市場について扱う研究という点も共通している。そのため、今回の実験に利用するデータセットの作成・利用する属性の選定は、宍戸らの研究を参考に行った。

### 2.2 中古販売市場に対する他研究について

本研究と同様に TCG 市場に対して予測を行った例として、Matthew ら [5] の研究や Dustin ら [6] の研究が挙げられる。

また、TCG 市場以外に中古販売市場に対して機械学習を適用した例として、越川ら [7] の研究や、二ノ平ら [8] の研究が挙げられる。

これらの研究について、宍戸らの研究 [4] で取り上げて比較しているため、詳細な説明はそちらに譲る。本研究の目指す分析は、これらの研究が行っている「中古販売市場への機械学習の適用」という点で一致している。

## 3. 提案する分析手法

本研究では価格の高騰に関する分析として、特に影響を及ぼす属性を明らかにするために、分類結果が解釈可能な決定木を利用した分析を行う。

特に、実際の例から価格の急高騰が起きやすいと考えられ、かつ新商品発売前に全ての商品情報が出そろった 2 週間前から、発売後 2 週間の期間に絞った分析を行っていく。そのため、新商品による高騰のみを検討するものとし、大

会での使用率や人気を考慮した値上がりについては考慮しないものとする。

また、今回は「高騰自体を引き起こす要因」についての分析を行う。本来時間的変化である価格の時系列的分析ではなく、「高騰する」「高騰しない」という 2 クラス分類問題として決定木により高等要因を分析していく。「高騰する」という事象についても、今回は「期間中の価格の増減割合が高いもの」を対象とし、期間中の価格の増減率から、高騰の有無をラベル付けし、その予測を行うことで寄与している属性を分析する。これは TCG 中古市場におけるカードの価格の範囲は広いと考えたためである。

これらの分析手法を用いて、以降の実験を行った。

## 4. 実験

本研究では、価格高騰にどのような要因が寄与しているのかを確認するため、また、それぞれの期間における高騰要因の違いを確認するため、機械学習による決定木構築の実験を行った。

### 4.1 カードデータセットの作成

実験で使用した商品データとなるカードデータは、2021 年 8 月 9 日時点までに価格データを取得することが可能であったカードデータ 44,544 件を対象とした。このデータセットは、ゲーム上の公式ルールで使用不可能なカード・特殊なカードや、foil 等の特殊な形態のカードを除いたものである。

これらのデータのうち、カードの情報は「Magic: The Gathering」の全てのカード情報が集約されたサイト、「MTG JSON」[10] からデータを取得し、データセットの作成を行った。また、データセットの属性についても、「MTG JSON」のデータで利用されている属性を確認し、その中から使用する属性を選定した。また、今回はテキスト属性を用いずに、カテゴリ属性と数値属性のみを利用した。

表 1 に利用した属性と、図 1 に実際のカードとの対応の例を示す。



図 1 実験に使用した属性と実際のカード [11] との対応の例

これらの属性のうち、カテゴリ属性についてはそれぞれ

表 1 実験に用いたデータセットの属性

属性	意味
colors	カード自身の色 (赤:R, 白:W, 黒:B, 青:U, 緑:G)
textColor	カード自身の色以外にテキストで利用されている色 (同上)
convertedManaCost	マナコストを数値に変換したもの (0~16)
hasAlternativeDeckLimit	枚数制限の有無
layout	カードのレイアウト (normal, aftermath, split, flip, leveler, saga, transform, adventure, modal.dfc の 9 種)
loyalty	忠誠度 (Planeswalker タイプのみ使用, 0~7)
power	パワー (-1~15)
toughness	タフネス (-1~17)
types	カードのタイプ (Enchantment, Creature, Land, Instant, Sorcery, Artifact, Planeswalker, Tribal の 8 種)
hasContentWarning	人種差別を想起させるようなカードとして禁止されているか否か
hasFoil	フォイル版 (特殊加工) の有無
hasNonFoil	ノンフォイル版 (加工なし) の有無
isAlternative	特殊バージョンのカードの有無
isFullArt	フルアート版 (特殊なイラスト) の有無
isPromo	プロモーション配布されたものか否か
isReprint	同名カードが再印刷されたか否か
isReserved	再録禁止リストにあるか否か
isStarter	スターターセット (商品) に入っているか否か
isTextless	テキストなしの特殊バージョンか否か
year	封入された商品の発売年度 (1993~2021)
printings_num	同名カードの印刷回数 (1回~185回)
borderColor	カードの枠線の種類 (black, white, borderless の 3 種)
frameVersion	カードレイアウトの種類 (1993, 1997, 2003, 2015, future の 5 種)
rarity	カードの商品内封入率 (common, uncommon, rare, mythic, special の順に低い)
setCode	カードが封入されている商品 (299 種類)

ダミーコーディングを行った。数値属性については、“X” や “1+\*” など値が状況によって変化する旨が記載されている値が存在した。そのため、数値属性の一部について、可変であることを示す属性 (例えば, power.X など) を新たに作成した。

#### 4.2 価格データセットの作成

価格データについてもカードデータセットと同様に、“MTG JSON” から海外の EC サイト 2 店舗における中古販売価格データを取得し利用した。

この価格データは、2021 年 1 月 8 日から同年 8 月 9 日の期間において、一部取得できなかった日を除き、総計 200 日分の価格データを取得した。これを 48,249 件のカードに対して行い、最終的に 9,649,800 件の価格データを取得した。

これらのデータは、カードごとに価格を取得した際の通貨表記が一部異なっており、USD と EUD の 2 種類が存在したため今回は、USD=1.2EUD として価格の変換を行った。また複数店舗の価格情報が混在していたことから、各店舗におけるカード価格を参照し、それらの平均値をカードの販売価格として用いた。

#### 4.3 高騰のラベル付け

この価格データセットを利用して、高騰の有無を示すラベルの作成を行った。今回は発売日前後における既存製品の価格に注目しているため、商品の発売前後 2 週間の期間における高騰の有無をラベルとした。また、期間ごとに

る高騰要因変化の有無を確かめるため、期間中に発売した 4 商品 (2021 年の 2 月 5 日, 4 月 23 日, 6 月 11 日, 7 月 23 日発売の商品) を対象に、発売日前後 2 週, 合計 4 週間分の価格によるラベル付けを行った。

今回は価格の変化について期間中の最大値・最小値の値を確認し、その変化量を確認することでラベル付けを行った。実際に各カードの価格に対して最大値/最小値で変化割合を求め、その割合が元値の 1.5 倍以上になっているものを、今回は「高騰あり」としてラベル付けを行った。ただし、低価格カードの高騰が特に前処理の誤差に影響されることや、超高価格域での結果に引っ張られやすいことから、価格の最小値を 1 ドル以上、最大値が 150 ドル以下のカードに絞ってラベル付けを行った。

表 2 は今回学習に使用したデータセットの内訳である。表に示された発売日の前後 2 週間分の価格からラベル付けし、実験に使用したのは以下のデータ数となった。

表 2 各期間における対象カード数とラベルの内訳

	02-05	04-23	06-11	07-23
トレーニングデータ高騰なし	30611	31666	32640	32761
トレーニングデータ高騰あり	673	401	381	647
テストデータ高騰なし	10186	10545	10880	10918
テストデータ高騰あり	242	145	128	218
データ数合計	41712	42757	44029	44544

#### 4.4 決定木の構築・評価

最終的に、カードデータを従属変数 X, 高騰の有無を目的変数 Y として、決定木学習を行った。本実験では、scikit-learn[9] の DecisionTreeClassifier を利用し、CRAT による決定木の作成を行った。その後それらの決定木について、Accuracy, Recall, Precision, F1 値によって高騰予測性能を評価し、高騰の予測が可能であるか否かの評価を行った。

また、実際に作成された決定木の中身を確認し、構築された木の様子から、価格の高騰に寄与している属性について考察を行った。また、それぞれの期間ごとの決定木の内容を確認し、それぞれの発売前後期間において差があるか否かを考察した。

#### 4.5 実験結果

それぞれの期間における構築された決定木について、予測性能を表 3 に示す。

表 3 発売の商品に対する実験結果

	02-05	04-23	06-11	07-23
Precision	1	1	1	1
Accuracy	0.981	0.986	0.988	0.980
Recall	0.284	0.017	0	0
F1 値	0.413	0.033	0	0

また、各期間において構築した決定木の4段階目を図2、図3、図4、図5に示す。

## 5. 考察

### 5.1 決定木の性能について

表3の各発売日における決定木の性能について、Precision, Accuracyは10.98と非常に高い値となった。しかし、その他の値が顕著に低いことから、決定木による予測は非常に精度の低いものとなった。これについて、Recallの値が低いことから、構築された決定木では多くのカードについて「高騰しない」に分類したほうが優位になっていると考えられる。そのため、高騰の予測自体には失敗しており、本研究の目指している高騰予測は成立していないものとなった。これについて、高騰のラベルごとのデータ数について、「変化なし」へのデータの偏りも考えられるが、その他のデータ数が多い期間でも予測能力が低いことから、今回使用したデータセットについて問題があるものと考えられる。そのため、今回利用していないテキストデータを含め、カードデータ作成について改善の余地があるといえる。

### 5.2 決定木の中身について

図2、図3、図4、図5の決定木の内部について、構築された決定木の中身について、多くの木では1~2段階目の地点においてyear, setCode, isReservedなどの属性が優位な結果となった。これは、穴戸らの研究における希少度属性が価格に有意な点と一致している。そのため、高騰についてもTCGにおける希少度属性が優位な属性であるといえる。しかし、前述の予測性能が低いこと、また実際の急激な高騰は性能属性における相性の良さが理由と考えられる例が多いことから、このデータセット内では上手く性能に関する面を記述しきれておらず、改善の余地があると考えられる。

だが、特定の期間や学習木の深さによっては、性能属性が分類に用いられている例も存在した。図6は、02-05の期間に対して5段階まで学習した場合における決定木の一部である。

この部分では、特に上位層で「高騰する」への分類が行われている点だが、他の期間の決定木と異なる結果となった。また分類に利用されている属性も、4・5段階目の属性にtoughness, convertedManaCost, types\_Sourceryなどの一部性能属性がみられた。この結果は、convertedManaCostについては、穴戸らの研究でも優位な結果となることが示されていたが、toughness, types\_Sourceryなどの属性については示されておらず、興味深い結果となった。これらの属性は、データセットの改善が行われることで分類に使われる可能性が高くなると考えられるため、今後も注視して

いく必要があるといえる。

### 5.3 期間による差について

期間による差について、決定木の内部の確認から各期間ごとに使用されている属性に変化が見られた。特に、2021-07-23の期間では4段階までで「高騰しない」側にしかサンプルを分類できていないが、02-05の期間では最終的にいくつかのサンプルについて「高騰する」側に分類できているものが存在する。このことから、データの期間による高騰要因の差が存在していることが示された。特に今回の結果から、希少度を表す属性よりも、性能属性の方がより期間による差が出るのではないかとということが示唆された。

以上のことから、今回の実験で高騰予測の精度は乏しいものとなったが、決定木の内容からデータの期間による高騰要因の違いを確認する、という目的は達することができたと考えられる。また、新たに高騰に寄与すると考えられる性能属性が確認され、決定木学習を利用した意義があったといえる。

## 6. おわりに

### 6.1 まとめ

本研究では、TCG市場における新商品発売前後の高騰要因を確認するため、決定木学習による高騰要因の分析を行った。その結果、決定木の予測精度が非常に乏しいものであり、データセットの記述力に限界がある可能性が示唆された。しかし、期間によってできる決定木が異なることから、範囲によって価格変化の理由が異なるものとなることが判明した。また、いくつかの性能属性については3・4段階目の分岐に使われているため、既存の研究で挙げられていなかった要因を挙げることができ、興味深い結果となった。

### 6.2 今後の展望

今後の展望として、まずデータセットの内容の改善があげられる。特に今回扱っていないテキスト属性はあるので、構文解析や別の数値属性への変換等を行う必要がある。これについては、性能属性の別指標となるユーザ評価などの利用を検討している。

次に価格変化についても今回は増加と減少に分けず同一のものとして利用しているため、これらの区分についても厳密に定める必要がある。価格変化のラベル付けを詳細に行うことで、この点に関しては、他分野における価格高騰分析の例などを利用し、価格変化の区分を定めていく方針を検討している。

加えて、今回の実験において扱っていない部分についても一考の余地があると考えられる。TCGの価格変化は、発売日前後の高騰以外にも、競技大会の結果による高騰によ

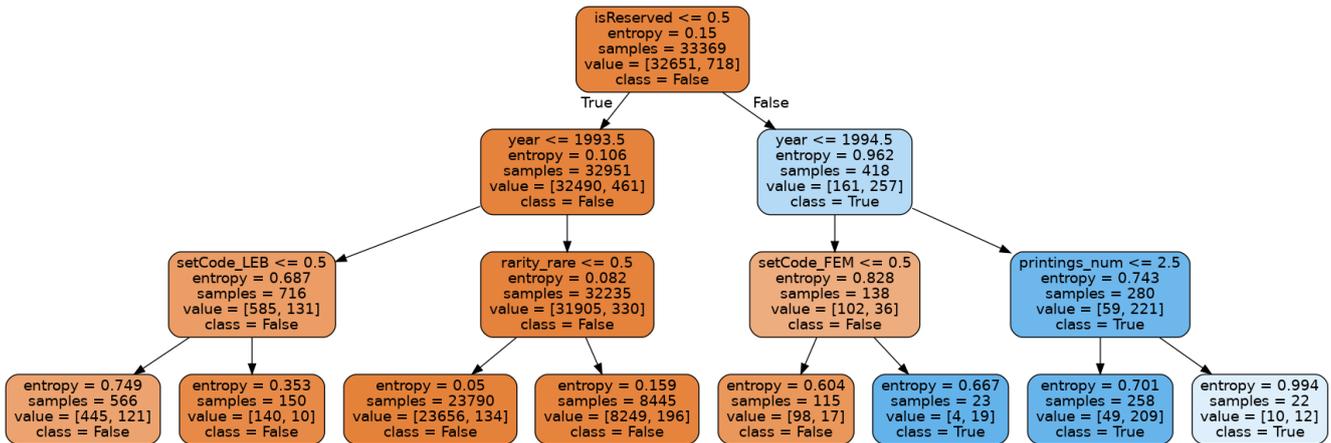


図 2 2021-02-05 の期間で構築した決定木 (3 段目まで)

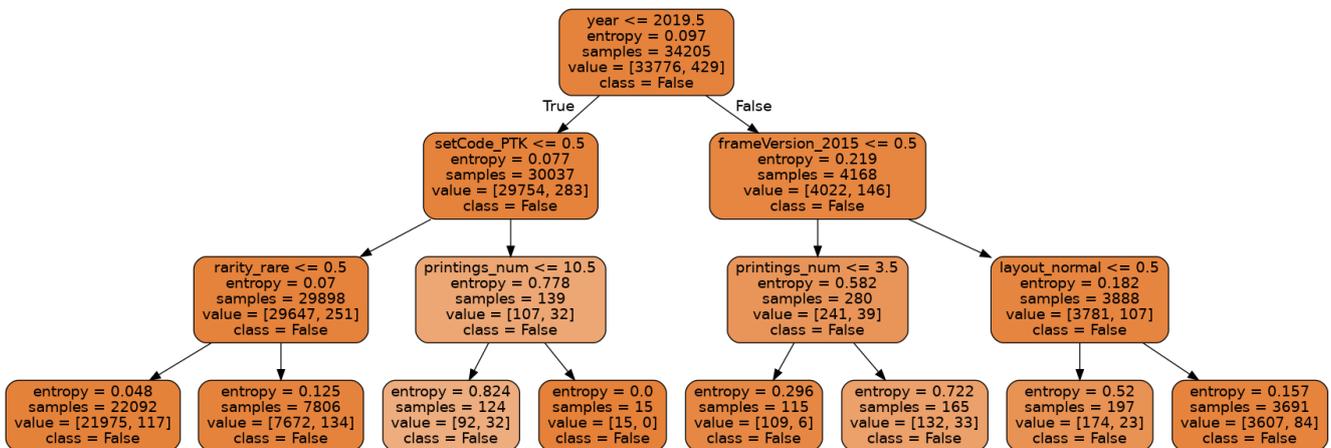


図 3 2021-04-23 の期間で構築した決定木 (3 段目まで)

る高騰が考えられる。そのため、今回の新商品発売前後のタイミング以外での高騰にも同一の減少がみられるか、確認する必要がある。

TCG の価格変化要因の解明には本研究で上げたものを含め、多くの課題が残るが、今後も研究を継続し、実験・検証を行う予定である。

また、本研究の分析手法は、他分野の時系列変化するデータへ応用できる可能性があり、他分野への応用についても検討予定である。

## 参考文献

- [1] “令和 2 年度 産業経済研究委託事業（電子商取引に関する市場調査）”, [https://www.meti.go.jp/policy/it\\_policy/statistics/outlook/210730\\_new\\_hokokusho.pdf](https://www.meti.go.jp/policy/it_policy/statistics/outlook/210730_new_hokokusho.pdf), (2021/11/24 アクセス).
- [2] “イーベイ・ジャパン, 2021 年第 2 四半期の越境 EC トレンドを公開”, <https://www.ebay.co.jp/image/preview/20210817005302907.pdf>, (2021/11/24 アクセス).
- [3] 「Magic: The Gathering」, <https://magic.wizards.com/en>, (2021/11/24 アクセス).
- [4] 宍戸建元, 新美礼彦, “トレーディングカードゲームの中古販売価格の要因分析”, DEIM Forum 2021 E13-2, pp.1-8, 2021.
- [5] Matthew Pawlicki, Joseph Polin, Jesse Zhang, “Prediction of Price Increase for Magic: The Gathering Cards”, Stanford University CS229 Projects, 2014.
- [6] Dustin Fink, Benjamin Pastel, Neil Sapra, “Predicting the strength of Magic: The Gathering cards from card mechanics”, Stanford University CS229 Projects, 2015.
- [7] 越川 翼, 林 高樹, “中古自動車の価格要因分析”, 慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程学位論文, 2018.
- [8] 仁ノ平 将人, 三川 健太, 後藤 正幸, “販売履歴データに基づく中古ファッションアイテムの販売価格予測モデルに関する一考察”, 情報処理学会論文誌, Vol.60, No.4, pp.1151-1161, 2019.
- [9] “scikit-learn”, <https://scikit-learn.org/stable/>, (2021/11/24 アクセス).
- [10] “MTG JSON”, <https://mtgjson.com/>, (2021/11/24 アクセス).
- [11] “Shivan Dragon”, <https://gatherer.wizards.com/Pages/Card/Details.aspx?multiverseid=469888>, (2021/11/24 アクセス).

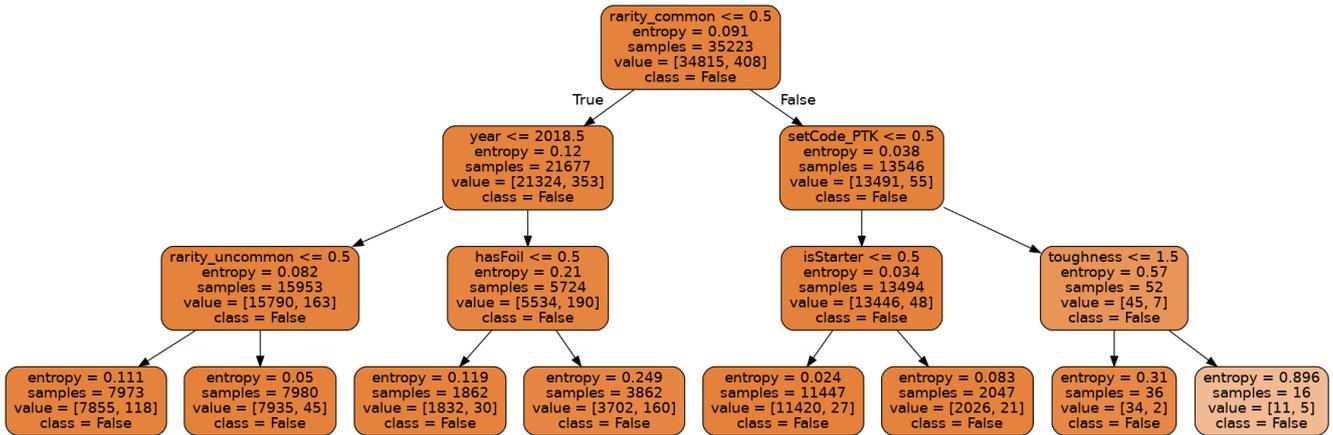


図 4 2021-06-11 の期間で構築した決定木 (3 段目まで)

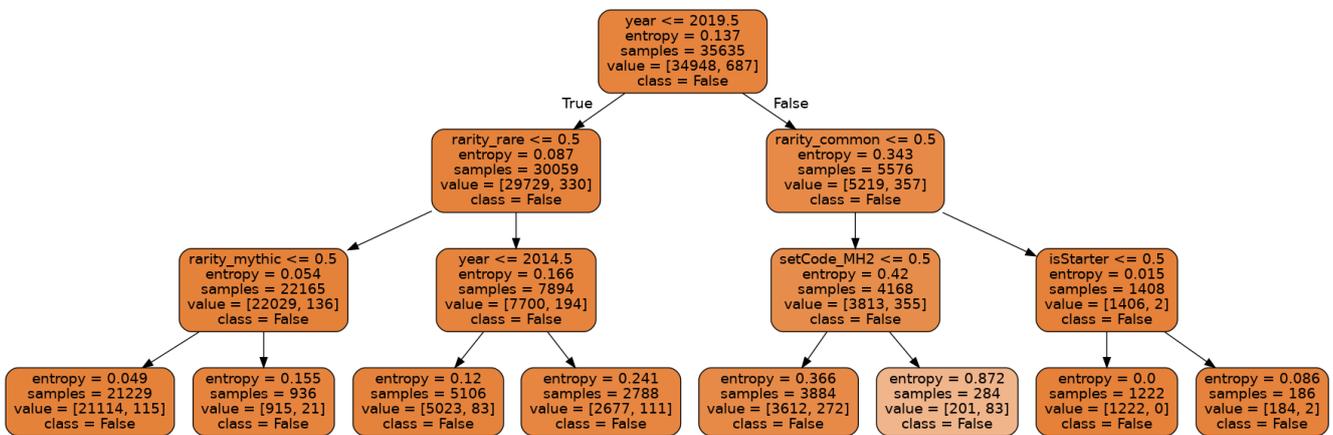


図 5 2021-07-23 の期間で構築した決定木 (3 段目まで)

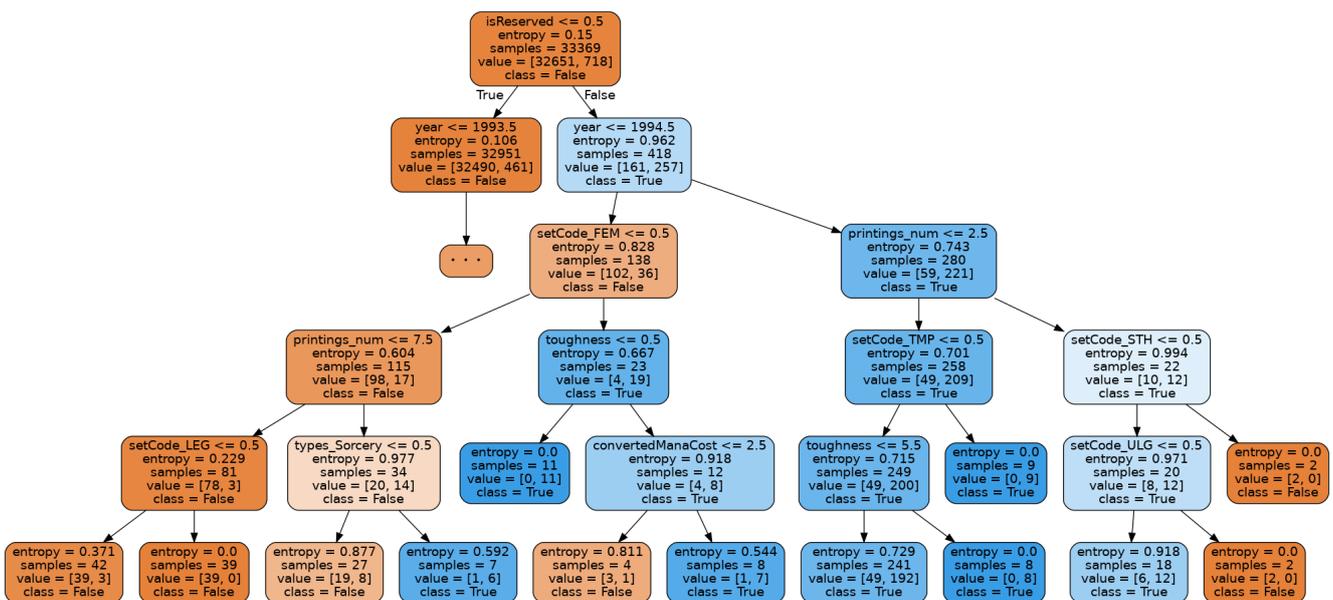


図 6 2021-02-05 の期間で構築した決定木の一部 (5 段目まで)