

大学保有知的資産の特許登録予測モデルの比較

01505910 慶應義塾大学 理工学部 *東條 碧 TOJO Midori
慶應義塾大学 理工学部 枇々木 規雄 HIBIKI Norio
慶應義塾 SFC 研究支援センター 市川 博子 ICHIKAWA Hiroko

1. 研究の目的

近年、産学連携による共同研究が活発になり、大学保有知的資産の数が着実に増加している。しかし、特許を取得するには各種費用や時間が必要で、特許数増加と共に各大学が設置する技術移転機関（承認 TLO）は今後予算・時間的に圧迫されることが予想される。そのため、各 TLO は利益を得ることができる発明の取捨選択を行う必要がある。そこで本研究では知的資産が持ち込まれた段階で得られる発明者の情報をもとに、その発明が特許を取得できるかどうかを判断するためのモデルとして、順序ロジットモデルの目的関数に重み関数および収益関数を用いる方法を提唱し、遠藤ら[2]の尤度関数を用いる方法との比較・分析を行う。

2. 評価モデル

2.1 評価対象

本研究では 1993 年 10 月から 2003 年 7 月までに慶應義塾知的資産センターから出願された知的資産計 469 件のうち理工学部から出願された発明 161 件を対象とする。

2.2 順序ロジットモデル

0: 出願のみを行った知的資産
1: 審査請求、審判請求を行った知的資産
2: 実際に特許を取得し、登録した知的資産
の順(以下ランク)に特許を取得しやすいと仮定し、知的資産がランク s に属する確率を、順序ロジットモデルを使用して評価する。属する確率が、最大と評価されたランクを解析ランク、上記の基準で区分したランクを実際ランクと呼ぶ。(発明 161 件の実際ランクは既知)

2.3 使用する共変量

- ① HP: 研究者の HP スコア。存在しなければ 0、とりあえず存在すれば 1、研究内容またはプロフィールがあれば 2、両方あれば 3
- ② Google1: 「慶應義塾大学理工学部」+「氏名」の検索ヒット数
- ③ Google2: 「慶應義塾大学理工学部」+「氏名」+「特許」の検索ヒット数

- ④ 出願日前論文著書発表数: 出願日までに出版された論文・著書数の合計および年平均
 - ⑤ 出願日後年平均論文著書発表数: 審査請求(審査請求がないものは実際審査請求があった発明の最新の日)と出願日の間に出された論文・著書の合計および年平均
 - ⑥ pap_rqte: ⑤の年平均/④の年平均
 - ⑦ 学術賞の受賞数の合計
 - ⑧ 教授が現在所属する学科のダミー変数
 - ⑨ 職位: 専任講師であれば 0、助教授であれば 1、教授であれば 2
 - ⑩ 年齢: 生まれた年の西暦
 - ⑪ 年齢 sq: 「各教授の西暦-最年長の教授の西暦」の平方根
- ①,⑧,⑨,⑩,⑪以外はすべて非線形の影響も考慮して平方根の値も共変量とする。

2.4 目的関数

(1) 尤度関数

共変量ベクトル \mathbf{x} を持つ発明 i が状態 s にある確率を p_{is} として、以下の尤度関数が最大値をとるような係数ベクトル β と閾値ベクトル τ を推定する。

$$\max: L(\beta, \tau) = \sum_{i=1}^n \sum_{s=0}^2 \delta_{is} \log p_{is}$$

δ_{is} : i の解析ランクが s である時 1, それ以外は 0

(2) 提案する目的関数

$$\max: M(\beta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{s=0}^2 \delta_{is} \cdot w_{a_i, s}$$

a_i : i の実際ランク

$w_{a_i, s}$: i の実際ランクが a_i , 解析ランクが s である時の重み

閾値 τ は尤度関数で求めた値で固定し、 β 値のみを変化させ解析ランクを求め、関数の最大化を行う。重みを変化させることでさまざまな関数を設定する。本研究では以下の 2 種類の関数に対して分析を行う。
 i : 重み関数
実際ランクと解析ランクの相違を重みで評価する。過小評価にはペナルティーをつける。下表は本分析

で使用した重みを示す。

ii. 収益関数

出願すると決定した特許が、ランク 2 になったら A 万円の報酬、ランク 1 になったら B 万円の報酬、出願には C 万円の費用がかかると仮定する。

< 重み関数 $w_{a,s}$ >

< 収益関数 $w_{a,s}$ >

		実際ランク a_j		
		0	1	2
解析ランク S	0	10	-50	-100
	1	0	30	-10
	2	0	5	50

		実際ランク a_j		
		0	1	2
解析ランク S	0	0	0	0
	1	-C	B-C	A-C
	2	-C	B-C	A-C

3. 数値分析

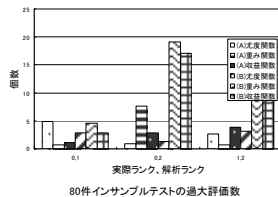
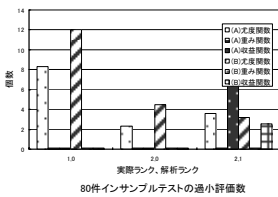
3.1 分析方法

161 件のデータの中から 80 件のデータをランダムに抽出して 10 パターンのデータを作り、(A) 使用可能な共変量をすべて使った場合、(B) 統計的に有意になった共変量を使った場合の両方で尤度関数、重み関数、収益関数の比較と分析を行う。収益関数には $A=100, B=50, C=1$ を用いる。残りの 81 件のデータを用いてアウトオブサンプルテストを行う。

3.2 分析結果・考察

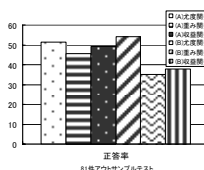
・ 80 件インサンプルテスト

尤度関数評価は (A) では実際ランクと解析ランクの正答率 (以下正答率) が低くなり、(A), (B) とともに過小評価数が多くなる。一方重み関数評価は (A) では、ペナルティを避けて過大評価数が増え、正答率が最も高い値をとり、(A), (B) とともに過小評価数は非常に少ない。



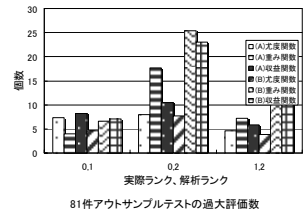
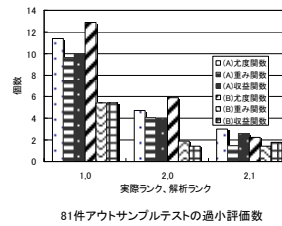
・ 81 件アウトオブサンプルテスト

アウトオブサンプルテストでも、尤度関数評価は (A), (B) とともに過小評価数が多い。過小評価の中でも解析ランクを 0 と評価する数が多い。特許の持つ性質上実際ランクが 0 の発明が多いため、(実際ランク, 解析ランク)=(0, 0) の数が増え正答率が高くな



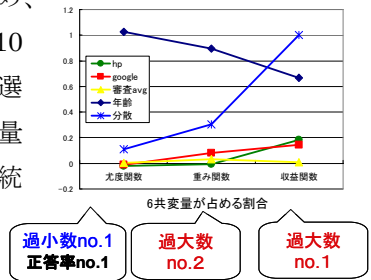
る。一方、重み関数評価・収益関数評価では過大評価数が多くなり、正答率は伸びないが、過小評価数は尤度関数より減少する。

設定した目的関数の差が、インサンプルテストだけでなくアウトオブサンプルテストでも明確に表れ、提案した関数を用いるとどちらも過小評価数が減少していることが確認できる。



3.3 各分析方法による β 値の比較

β 値の比較を行うため、使用する共変量を、10 パターンの中で最も選ばれやすかった 4 変量 (①, ②, ⑤ 平均, ⑩) に統一して分析する。②, ⑤ は非線形の影響



②, ⑤ は非線形の影響

も考慮し、平方根を付加したものを 1 項目とする。

$$z = \beta_{①} x_{①} + \beta_{②} (x_{②} + \sqrt{x_{②}}) + \beta_{⑤} (x_{⑤} + \sqrt{x_{⑤}}) + \beta_{⑩} x_{⑩}$$

スコアに占める各項目の割合をみると、年齢 (⑩) の影響が小さい方が、過大評価数が増加しスコアの分散が大きくなる。年齢の影響が過大評価数を変化させているのではないかと予測される。

4. 結論と今後の課題

特許を取捨選択する上で最も避けたいのは、有用である知的資産を過小評価し切り捨てることによって利益を逃すことである。過小評価を減らすためには尤度関数よりも重み・収益関数を用いた方がよい。今後の課題として、スコアが影響を受けやすい共変量が年齢であるのかを確かめる必要がある。

参考文献

[1] 木島正明, 小守林克哉: 信用リスクの評価モデル, 1999, 朝倉書店。
 [2] 遠藤幸二, 枇々木規雄, 市川博子: 大学保有知的財産をライセンスするための特許登録予測モデル, 日本 OR 学会 2006 年度春季研究発表会アブストラクト集, pp.70-71.