

Title	科学技術イノベーション政策の科学に関するコアコンテンツの分析
Author(s)	岡村, 麻子; 林, 信濃; 小柴, 等; 西村, 唯
Citation	年次学術大会講演要旨集, 33: 809-814
Issue Date	2018-10-27
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/15575
Rights	本著作物は研究・イノベーション学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Research Policy and Innovation Management.
Description	一般講演要旨

科学技術イノベーション政策の科学に関するコアコンテンツの分析

○ 岡村 麻子 (GRIPS SciREX センター), 林 信濃 (JST CRDS),
小柴 等 (NISTEP, GRIPS SciREX センター), 西村 唯 (慶應義塾大学, GRIPS SciREX センター)

1 はじめに

文部科学省で「科学技術イノベーション政策における『政策のための科学』推進事業」(SciREX)が2011年に開始され、2018年には事業開始から8年目を迎える。

現在、事業の5拠点6大学において、それぞれの強みを活かした独自の人材育成プログラムが設けられているが、「エビデンスに基づく政策立案」を実装するための基礎知識としてのコアコンテンツ^{※1}を共有すべきであるという考えに基づき、拠点大学及び関係機関が合同で議論を行ない、コンテンツの作成を行っている。

一方、日本の拠点大学の各プログラムがどのような特徴を持っており、世界的に見てどのような位置を占めているのかという「相対的」「客観的」な観点からの分析も、このコアコンテンツ作成に必要という考えから、科学技術イノベーション政策に関連する海外教育機関のシラバス収集を行なうに至った。

本報ではSciREXにおけるコアコンテンツ作成の支援を目的として、我が国及び諸外国における「科学技術イノベーション政策の科学」に関連するコースのカリキュラム(科目構成)及びシラバスを収集し、トピックモデルによって分析した結果について報告する。

2 背景

「科学技術イノベーション政策の科学」の重要性については諸外国でも認識されており、複数の大学において関連コースが開設されているが、それぞれ独自のカリキュラムで実施されている様子が見えてくる。

そもそも「科学技術イノベーション政策の科学」とは何か、どのような学問領域が関連するのか、さらには、核(コア)となるべき理論や方法論といったディシプリ

ンが何か、については、依然として議論がなされている。

例えば、文献[1]では、科学政策研究とイノベーション研究を対象領域に、「もっとも影響力のある知的貢献は何か」を体系的に同定することを目的として、領域の起源と発展、共通の概念的フレームワークや分析ツール、他の学問領域との関連性、を包括的なサーベイにより検証している。これらの、「科学技術イノベーション政策の科学」のメタ調査・研究とよぶべき試みは幾つか存在し、その概要は[2]において紹介している。

このような議論の背景には、まず、「科学技術イノベーション政策の科学」に関わる領域が多岐にわたり、さらに、それぞれの領域の流儀に則って研究が進められているため、核と呼ぶべき範囲を規定・特定することが難しいということが挙げられる。

また、「科学技術イノベーション」や「政策」という社会活動そのもの、ダイナミックな系を扱うものであるため、社会の置かれている状況・時代の変化にともなって最適なアプローチや研究手法も異なる可能性が大きく、したがって核が変化する可能性も大きい、ということが挙げられる。

このように複数領域横断的で、かつ境界が不定という特徴はあるものの、「科学技術イノベーション政策の科学」について学ぶ際、一般的・共通的に理解しておくべき、歴史や思考方法、知識の群(コアコンテンツ)は存在すると考えられる。

したがって、このコアコンテンツ作成のための取組は、「科学技術イノベーション政策の科学」の核の範囲を規定するためのベンチマークとして必要不可欠な取組であると考えられる。

こうした背景・意識のもとでSciREX事業ではコアコンテンツ作成に取り組んでおり、(i) SciREX事業に関わるステークホルダーが共有することのできるサイエンス・クエスチョンに基点を置き、ワークショップ等の手法を用いてコンセンサススペースでコアコンテンツを作成する定性的アプローチ[3]と、(ii) 国際的に「科学技術イノベーション政策の科学」がどのようなカリキュラム

^{※1} ここでは、コアコンテンツとは、「科学技術イノベーション政策の科学」が対象とする研究領域全体を俯瞰した上で、その構成要素の概要をまとめたものと定義する。コアコンテンツを関係者と共同で作成し共有することを起点として、コアカリキュラムを確立することが最終的な目的である。

(科目構成)及びシラバスによって構成されているかを把握し、日本の拠点大学をはじめとする各大学の人材育成プログラムがどのような傾向を持っているかを客観的・体系的に俯瞰するための定量的アプローチ、という2つのアプローチを採用し、その成果を報告してきた[4, 5]。

ここで、定量的なアプローチについてはテキストマイニングの有用性は認められたものの、既報の分析手法では結果の解釈に難しい点もあり、改善を検討していた。そこで今回は特に定量的なアプローチについて、いわゆる人工知能分野で多用される「トピックモデル」を用いた分析を行うことで、人間にとってより理解しやすい形でカリキュラムを整理できるのではないかと、といった仮説のもと、分析と考察を行った。

3 データ・分析手法

トピックモデルは、主にテキストデータの有する潜在的なトピックを推定するために開発された自然言語処理分野の手法である。トピックモデルを用いることにより、例えば多量のニュース記事から機械的にトピック(政治やスポーツといった記事のジャンル)を抽出・分類することができる。トピックモデルの手法は複数提案されているが、基本的なアイデアとしては、与えられたような文書(単語の集合)が生成されるような「トピック」(単語と生成確率のセット)を作成するものと言える。つまり、「政治」に関する話題、「スポーツ」に関する話題など、何らかのトピック毎に、用いられる単語の出現頻度が異なるという前提のもとに、明示的には与えられていない「トピック」を見つけ出すような手法と言える。したがって、トピックモデルをカリキュラムに適用すると、属人性をある程度廃しながら、俯瞰的に、トピックとしてカリキュラムの有する複数の共通要素を抽出できる。

3.1 分析対象(データ)

本分析の対象となるデータは、国内・国外の26大学における24プログラムのカリキュラム(科目構成)及びシラバス(合計466科目)である*2。すべて大学院レベル(修士・博士過程)で設置されているプログラムを対象としたが、非学位プログラムも含む。表1にデータの詳細を示す。各大学で対象とするプログラム名については、付録Aを参照されたい。

これらのデータは、Webから手作業で収集したもののほか、著者らの一部が「科学技術イノベーション政策の

表1 関連する人材育成プログラムにおける科目数

Name	Country	Number of Courses
Ghent University	BEL	1
Polytechnique Montréal, Grad. (POLY)	CAN	8
The University of Manchester	GBR	7
University of Sussex	GBR	15
Bocconi University	ITA	2
The National Graduate Institute for Policy Studies (GRIPS)	JPN	17
Hitotsubashi University	JPN	8
Kyoto University	JPN	25
Kyushu University	JPN	8
Osaka University	JPN	21
University of Tokyo (U Tokyo)	JPN	34
UNU-MERIT	NLD	31
Higher School of Economics (HSE)	RUS	18
Middle East Technical University,MS. (METU)	TUR	38
Middle East Technical University,Ph.D. (METU)	TUR	38
Arizona State University (ASU)	USA	6
Carnegie Mellon University (CMU)	USA	12
Duke University	USA	32
Georgia Institute of Technology (Georgia Tech)	USA	10
The George Washington University (GWU)	USA	21
University of Michigan	USA	74
Massachusetts Institute of Technology (MIT)	USA	2
Princeton University	USA	25
Stellenbosch University	ZAF	13
Total	—	466

科学」に関連する学会等で、各大学の関係者に依頼して収集するなど人的ネットワークによるものも含む。日本語等の英語以外のシラバスについては、英語に翻訳した。これによりデータはすべて英文となるため、空白を区切りとして単語を抽出し分析に用いた。また、単語はすべて小文字に変換し、あらかじめ用意しておいたストップワード(a, theなどの非特徴語)リストにある単語や、記号・数値は除去した。さらに各単語を基本形に直す処理(ステミング)を行い*3、単語を抽出した。最後に、データ中で一度しか出現しない単語を除去し、辞書・コーパスの作成を行った。

3.2 トピックの設定

トピックモデルにも様々な手法・実装が存在するが、今回はトピックモデルにはLDA[6]を用い、サンプリング手法にはcollapsed Gibbs サンプリング(実装にはGibbs LDA++[7])を採用した。これは主に、データ数が466件と少数であること、その上である程度汎用性のある結果を得たいこと、などに起因する。

LDAに与えるべき設定としては、トピック数 K の他、試行の反復回数、ハイパーパラメータ α, β などが存在する。このうち、ハイパーパラメータについては経験的に $\alpha = 50/K, \beta = 0.1$ が目安として示されており、本分析でもこれを採用した。反復回数についても、Gibbs LDA++ではデフォルト値で2000回が設定されており、これを採用した。一方、トピック数 K は目的に応じて適切に設定する他ない。そこで、データ数と理解のしやすさを勘

*2 選定に用いた基準については、[5]の記載を参照のこと。

*3 nltk 3.2.5 (Python3.6.3)を用いた。

案し、5~12 の範囲で変化させながら分析し、結果を見てわかりやすいものを採用することにした。

4 分析結果

4.1 トピックの抽出結果

紙面の都合上、著者らの目視による判定で最も解釈がしやすいと合意を得られた、 $K = 12$ のケースについて記載する。

まず、データセットに LDA を適用した結果、各トピックを構成する確率上位 10 単語および所属確率を表 2 ~ 4 に示す。各トピックのラベルは得られた単語群と、トピックと関連性の高い科目名を参照して、著者らが設定した。

表 2 LDA によって推定されたトピック 1/3

ID	Science and society Topic 1 (T_1)		Law and ethics Topic 2 (T_2)		Technology adoption Topic 3 (T_3)		Technology and management Topic 4 (T_4)	
1	science	14.1%	issue	2.7%	market	3.4%	management	5.7%
2	technology	13.6%	law	2.7%	technological	2.7%	business	4.1%
3	social	3.6%	environment	2.5%	role	2.6%	risk	3.7%
4	society	2.9%	international	2.3%	introduction	1.9%	project	3.1%
5	communication	1.7%	include	2.3%	work	1.8%	strategy	2.8%
6	scientific	1.6%	current	1.9%	state	1.7%	issue	2.2%
7	relationship	1.2%	legal	1.4%	process	1.5%	process	1.5%
8	knowledge	1.1%	future	1.4%	case	1.4%	company	1.4%
9	think	1.1%	human	1.3%	change	1.4%	strategic	1.3%
10	addition	0.9%	space	1.3%	debate	1.3%	organization	1.3%

表 3 LDA によって推定されたトピック 2/3

ID	Intellectual assets Topic 5 (T_5)		Energy and environment Topic 6 (T_6)		Development and STI Topic 7 (T_7)		Innovation and policy Topic 8 (T_8)	
1	application	3.4%	environmental	4.5%	development	5.5%	innovation	11.4%
2	design	2.7%	change	3.1%	economic	4.1%	knowledge	3.4%
3	property	2.7%	energy	3.0%	social	3.1%	technology	3.3%
4	intellectual	2.7%	problem	2.4%	different	2.6%	policy	3.2%
5	right	2.6%	climate	2.0%	country	2.6%	concept	2.5%
6	community	2.4%	focus	2.0%	global	1.9%	evaluation	2.2%
7	registration	2.3%	perspective	1.8%	level	1.8%	develop	1.6%
8	international	2.2%	examine	1.6%	regional	1.5%	public	1.5%
9	procedure	2.0%	discuss	1.5%	governance	1.5%	university	1.3%
10	examination	1.8%	sustainable	1.4%	develop	1.1%	trend	1.3%

表 4 LDA によって推定されたトピック 3/3

ID	Policy science Topic 9 (T_9)		Research design Topic 10 (T_10)		Quantitative methodology Topic 11 (T_11)		Qualitative methodology Topic 12 (T_12)	
1	policy	18.5%	research	9.3%	analysis	6.7%	student	6.8%
2	public	5.7%	lecture	4.3%	method	5.5%	class	3.1%
3	understand	5.5%	learn	2.8%	student	3.5%	develop	2.5%
4	health	5.1%	plan	2.3%	theory	2.6%	information	2.4%
5	make	3.1%	study	2.2%	data	2.3%	discussion	2.2%
6	political	1.8%	basic	2.2%	model	2.1%	seminar	1.7%
7	process	1.6%	field	2.0%	include	1.6%	presentation	1.5%
8	issue	1.6%	problem	1.9%	topic	1.6%	paper	1.4%
9	decision	1.3%	case	1.8%	apply	1.5%	need	1.3%
10	government	1.3%	economics	1.7%	provide	1.4%	study	1.3%

表 5 には、科目の各トピックに対する所属確率の例を示した。

4.1.1 トピック間の関係性

トピックは単語の固まりとして提示されている。表 2 ~ 4 に示した各トピックとの結びつきが強い上位の単語

10 単語を見たときに、複数のトピックに登場する単語も確認できる。

自然言語処理では同じような単語が用いられている文章は内容的にも類似していると考ええる。ここでも同様に、単語が重複しているトピックは内容の関連性が高いと考えられる。

ところで、単語の重複を考えると、単純に数えると表記がわずかも異なると別の単語として計上することになる。たとえば、日本語であれば「みかん」と「ミカン」は表記が異なるので別単語となる。こうした問題を回避するために自然言語処理では「分散表現」というテクニックが用いられる。分散表現を用いると、「みかん」と「ミカン」を似たものとして数値的に扱えると言える。

今回はカリキュラムのデータに対して Fasttext[8, 9] と呼ばれる分散表現の算出手法を適用し、各トピックの特徴量を“単語の分散表現を線形加算して正規化したもの”として定義した。これらの特徴量はベクトルとなっており、トピックの関係性を距離として得られる。特徴量をベクトルで表現できると、統計的機械学習などを用いて、クラスタリングを行うことも容易である。

今回は、分散表現を用いて算出したトピックの特徴量に対して、Ward 法を用いた階層クラスタリングを試みた。結果を図 1 に示す。

4.1.2 トピックから見る大学間の関係性

表 5 に示したとおり、LDA ではカリキュラムごとにどのトピック成分がどの程度含まれていそうか、を得ることができる。そこで、大学毎にカリキュラムの成分を平均し、これを大学の特徴と見なすことにした。

これらの特徴量は所属確率であるので、厳密にはベクトルとして扱えないが、ここでは便宜的にベクトルと見立てて、多次元尺度法で 2 次元に次元圧縮することで、大学間の関係を視覚的に現すことにした。ここで、Ghent, Bocconi, MIT の 3 大学については科目数が少ないため分析対象からは除外した。結果を図 2 に示す。また、脚注*4 に示すサイトにおいて各大学の特徴量を示す。

5 考察

5.1 トピックの抽出結果

トピックの特徴やラベリング（名付け）の概観を以下に示す。
(T_1) 科学と社会 science, technology, society, communication といった単語が並んでおり、STS 論関連の科目と結びつきが強い。一方、使用単語の類似性が高いことから、このトピックの確率が高い経営学関連の科目もいくつか存在する。

*4 <https://scirex.grips.ac.jp/sti-syllabi-radar>

表5 関連科目のトピック所属確率例

Title	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
Introduction to Quantitative Methods(GRIPS)	5.0%	4.0%	7.0%	5.0%	4.0%	4.0%
Public Economics(GRIPS)	6.6%	7.7%	6.6%	4.5%	9.9%	5.6%
Intellectual Property Rights and Regulation(METU(MS))	1.8%	1.8%	2.2%	1.8%	78.7%	1.8%
Advanced Scientometrics (Stellenbosch)	8.5%	4.3%	6.0%	4.3%	5.2%	9.4%

Title	T_7	T_8	T_9	T_10	T_11	T_12
Introduction to Quantitative Methods(GRIPS)	4.0%	4.0%	6.0%	7.9%	44.8%	4.0%
Public Economics(GRIPS)	6.6%	8.8%	7.7%	15.2%	12.0%	8.8%
Intellectual Property Rights and Regulation(METU(MS))	1.8%	2.6%	1.8%	1.8%	1.8%	2.2%
Advanced Scientometrics (Stellenbosch)	14.4%	11.1%	7.7%	10.2%	9.4%	9.4%

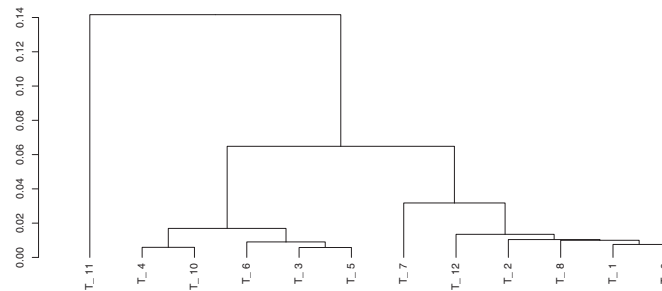


図1 トピック間の関係性

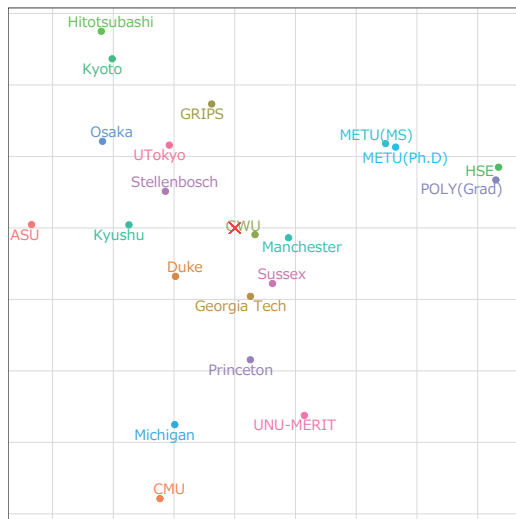


図2 トピックから見る人材育成プログラム間の関係性

- (T_2) 法と倫理 law, legal, conflict, regulatory といった単語が並んでおり、このトピックの確率が高いものの多くは法学関連の科目である。一方、経営学に関する科目においても標準や規制の観点から同様の単語を用いており、トピックの所属確率が高くなっている。environment や space など、特定の政策領域を示す単語についても所属確率が高くなっている。
- (T_3) 技術実装 market, technological, work といった単語が並んでおり、職や組織に対する影響も含む、技術の経済社会への広範な影響についてカバーする科目の所属確率が高く、例えば METU の「Technology and work organization」が強く (61.9%) 結びついて

いる。

- (T_4) 技術と経営 management, business, strategy, company といった単語が並んでおり、科目では METU の「Technology and Corporate Strategy」が 43.2%, HSE の「Business Model Innovation」が 38.5%, と強く結びついている。
- (T_5) 知財 application, design, property, intellectual, right, trademark といった単語が並んでおり、科目では METU の「Intellectual property rights and regulation」が 87.5%, HSE の「Intellectual Property Management」が 32.5%, と強く結びついている。
- (T_6) 環境・エネルギー environment, change, energy, climate といった単語が並んでおり、科目では Michigan の「Environmental psychology for public policy」(39.4%), 「Sustainable Energy Systems」(37.6%) が強く結びついている。
- (T_7) STI と開発 development, economic, global, regional といった単語が並んでおり、科目では UNU-MERIT の「Financing Social Protection」(53.2%), 「The Global Challenge: Beyond Poverty and Inequality」(36.0%) が強く結びついている。
- (T_8) イノベーションと政策 innovation, knowledge, technology, policy, evaluation といった単語が並んでおり、イノベーションのプロセスについてや、イノベーションに関連する政策についての科目の所属確率が高くなっている。科目では METU の「Knowledge and Technology Transfer in Innovation Systems」(72.2%), 「Innovation Policy and Governance: Trends and Challenges」(50.3%) が強く結びついている。
- (T_9) 政策科学 policy, public, political, decision, intervention といった単語が並んでおり、公共政策全般や、特定の政策分野（特に医療）についての科目の所属確率が高い。科目では Michigan の「Epidemiology, Health Services & Policy」(46.6%), Georgia Tech の「Research Design in Policy Science」(30.1%) が強く結びついている。
- (T_10) 研究デザイン research, lecture, learn, study といった単語が並んでおり、科目では東京大学の「Negotiation and agreement」(41.4%) や、京都大学の「Applied Economics」(38.8%) が強く

結びついている。

(T_11) 定量分析 analysis, method, theory, data, model といった単語が並んでおり、科目では GRIPS の「Introduction to Quantitative Methods」(44.8%) や、UNU-MRIT の「Regression Analysis」(38.8%) が強く結びついている。

(T_12) 定性分析 student, class, develop, seminar といった単語が並んでおり、科目では ASU の「Advanced Science and Technology Policy」(43.7%) や、UNU-MRIT の「Introduction to Analysing Sociotechnical Systems」が強く (37.6%) 結びついている。

ただし、ラベリングを属人的に行っていることもあり、いくつかの課題も存在する。たとえば、(T_10) 研究デザインは、単語群からの連想とは異なり、強く結びついている科目は直接「研究デザイン」を指していない。詳細に見ていくと、研究デザインの側面を含んでいないとも言えないものの、名付けとして適確か疑問も残る。

トピックモデルでは数千単位以上の文章に適用されていることも多く、データを増やすことで、上記の問題を解決できる可能性もあるが、シラバスデータについては入手可能性の観点から困難な点も多く、別途の解決策が望まれる。

5.2 大学間の関係性

図 2 より大学間の関係性を考察する。例えば、METU(MS および Ph.D), HSE, POLY(Grad) の 4 つは、イノベーション政策 (T_8) など、より経営学系のコースに重点を置いた 1 つのグループとして考えることができる。また、Michigan と CMU は、環境・エネルギー (T_6) と政策科学 (T_9) に重点を置いた 1 つのグループとして考えることができる。UNU-MERIT は、STI と開発 (T_7) を集中的にカバーしているため、単一のグループとして考えることができる。また、第 1 象限に日本の大学が固まっていることから、翻訳に由来するバイアスがあることも想定される。

このように、多次元尺度法による可視化は解釈しやすい結果を得やすいが、手法の特性上、新しいデータが加わると様相が変わるため、別途の解決策が望まれる。

6 おわりに

本報では SciREX におけるコアコンテンツ作成の支援を目的として、我が国及び諸外国における「科学技術イノベーション政策の科学」関連コースのカリキュラム及びシラバスを収集し、トピックモデル (LDA) によってコアコンテンツを分析した結果について報告した。

シラバスデータの入手には困難が伴うため、対象としている教育プログラムの範囲や、データの均質性の観点からデータが完全ではなく、最終的な結論を導き出すことは依然として難しい状況である。

しかしながら、今回の分析結果は比較的解釈がしやすく、納得性の高いものになっており、コアコンテンツの議論を行う際、属人性を比較的抑えつつ帰納法的に現状を俯瞰するために活用できる可能性が見出された。また、今回の分析結果は、科学政策イノベーション研究 (SPIS: Science Policy and Innovation Studies) の起源と発展について包括的にサーベイした Martin[1] における知見とも部分的に一致するが、今回の分析では、法学や政策科学など、Martin[1] が見出した分野とは異なる分野も科学技術イノベーション政策を構成する上で重要な役割を果たす分野として見出すことができた*5。

今後、これらの手法をより発展させていくとともに、対象とする教育プログラムの範囲を拡げること、時系列データを入手し時点間の経緯を把握することなどにより、よりロバストな分析を行い、教育プログラムの設計に反映していくことが必要と考える。

謝辞

本研究は文部科学省「科学技術イノベーション政策における『政策のための科学』推進事業」(SciREX) の一環として実施した。また、シラバスデータの収集整理の過程において、一部大学の担当者の協力を得た。記して感謝する。

参考文献

- [1] Ben R. Martin. The evolution of science policy and innovation studies. *Research Policy*, 41(7):1219–1239, 2012. doi: 10.1016/j.respol.2012.03.012.
- [2] 岡村麻子, 標葉隆馬, 野澤聡, 原泰史, 深谷健, and 小林信一. 科学技術イノベーション政策研究の様相 (「科学技術イノベーション政策の科学」特集号). 研究 技術 計画, 28(1), 2013.
- [3] JST CRDS. 「科学技術イノベーション政策の科学」のコアコンテンツ作成に向けた国内外教育研究プログラム調査. *JST CRDS 調査報告書*, CRDS-FY2017-RR-03, 2017. URL <http://www.jst.go.jp/crds/report/report04/CRDS-FY2017-RR-03.html>.
- [4] Asako Okamura, Shinano Hayashi, Hitoshi Koshiba, Hiroki Tanaka, and Yui Nishimura. Identifying core ques-

*5 例えば、Martin[1] は、科学政策イノベーション研究 (SPIS: Science Policy and Innovation Studies) の前史時代においては、経済学、社会学、経営学、および組織学の研究が大きく貢献したと主張している。ここでは、分野が成熟するにしたがって、(i) イノベーション、技術そして成長の経済学; (ii) 産業イノベーションの経営学及び経営資源に基づく視点; (iii) 組織とイノベーション; (iv) イノベーションシステム; (v) 社会学における関連研究; (vi) 技術とイノベーションにおける計測、といった分野が現れたとされる。

tions for STI studies: An exploratory international comparison of syllabi. In *Science, Technology and Innovation Indicators 2017 (STI2017)*, Paris: ESIEE, 2017. URL <https://sti2017.paris/wp-content/uploads/2017/11/sti-2017-book-of-abstracts.pdf>.

- [5] Asako Okamura, Shinano Hayashi, Hitoshi Koshiba, and Yui Nishimura. Mapping the educational content of the science of science, technology, and innovation policy: an international comparison. In *Science, Technology and Innovation Indicators 2018 (STI2018)*, Leiden: CWTS, 2018. URL <https://hdl.handle.net/1887/65313>.
- [6] David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. Latent dirichlet allocation. *JMLR*, pages 993–1022, 2003. URL <http://www.jmlr.org/papers/v3/blei03a.html>.
- [7] Xuan-Hieu Phan and Cam-Tu Nguyen. GibbsLDA++ : A C/C++ implementation of latent dirichlet allocation (LDA), 2007. URL <http://gibbslda.sourceforge.net/>.
- [8] Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, and Tomas Mikolov. Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5:135–146, 2017. arXiv:1607.04606.
- [9] Armand Joulin, Edouard Grave, Piotr Bojanowski, Matthijs Douze, H erve J egou, and Tomas Mikolov. FastText.zip: Compressing text classification models. *arXiv preprint*, 2016. arXiv:1612.03651.

付録 A 分析に含まれる STI 教育プログラムのリスト

日本:

- 1 GRIPS Innovation, Science and Technology Policy Programme (GIST), National Graduate Institute for Policy Studies (GRIPS) * Master’s and doctoral level degree programmes.
- 2 Science, Technology and Innovation Governance Programme (STIG), The University of Tokyo *Certificate programme.
- 3 Innovation Management Policy Programme (IMPP), Hitotsubashi University *Certificate programme.
- 4 Programme for Education and Research on Science and Technology in Public Sphere (STiPS), Osaka University and Kyoto University * Joint certificate programme.
- 5 Center for Science, Technology and Innovation Policy Studies (CSTIPS), Kyushu University * Certificate programme.

イギリス:

- 6 MSc Innovation Management and Entrepreneurship, Manchester Institute of Innovation Research, The University of Manchester Alliance Manchester Business School (Manchester).
- 7 Science and Technology Policy MSc, Science Policy Research Unit (SPRU), School of Business, Management and Economics, University of Sussex.

アメリカ:

- 8 Master of Science and Technology Policy, Consortium for Science, Policy & Outcomes (CSPO), Arizona State University (ASU).
- 9 Energy Science, Technology and Policy (EST&P), Institute of Technology, Department of Engineering and Public Policy (PPP), Carnegie Mellon University.
- 10 International Science and Technology Policy Master of Arts, Elliott School of International Affairs, Center for International Science and Technology Policy (CISTP), George Washington University.
- 11 Master of Science in Public Policy, School of Public Policy, Georgia Institute of Technology.
- 12 MIT Graduate Certificate Program in Science, Technology and Policy, School of Engineering, Engineering Systems Division, Technology and Policy Program (TPP), Massachusetts Institute of Technology (MIT).
- 13 Master of Arts in Bioethics & Science Policy, Duke Initiative for Science & Society, Duke University.
- 14 Science, Technology, and Public Policy Program: Graduate Certificate Program, Gerald R. Ford School of Public Policy, University of Michigan.
- 15 The Program in Science, Technology, and Environmental Policy: Ph.D. Program, Woodrow Wilson School of Public and International Affairs, Princeton University.

オランダ:

- 16 Master of Science in Public Policy and Human Development, United Nations University (UNU-MERIT), Maastricht University.

南アフリカ:

- 17 Mphil/PhD in Science and Technology Studies, Centre for Research on Evaluation, Science and Technology, Stellenbosch University. †

カナダ:

- 18 MSc/PhD D epartement de math ematiques et de g enie industriel, Polytechnique Montr eal. †

トルコ:

- 19 MSc/PhD Science and Technology Policy Studies, Middle East Technical University (METU-TEKPOL). †

ベルギー:

- 20 Bachelor Course, Ghent University. †

イタリア:

- 21 PhD in Economics and Management of Innovation and Technology, Bocconi University. †

ロシア:

- 22 Master’ Programme in Governance of Science, Technology, and Innovation, Institute for Statistical Studies and Economics of Knowledge, National Research University Higher School of Economics (HSE). †

†: 関係者に依頼してデータを収集したもの。