

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 26 年 6 月 30 日現在

機関番号：37301

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2011～2013

課題番号：23730069

研究課題名(和文) 裁判員裁判の量刑判断に関する数量化モデルの基礎的研究

研究課題名(英文) Quantification Model of Sentencing in Lay Judge (Saiban-in) System

研究代表者

柴田 守 (SHIBATA, Mamoru)

長崎総合科学大学・公私立大学の部局等・准教授

研究者番号：90551987

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,100,000円、(間接経費) 930,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、新たな統計手法を応用して量刑の判断基準を統計的に明らかにする基礎的な分析モデル(量刑の数量化モデル)を開発することを主眼として、階層的ニューラルネットワーク(多層パーセプトロン)の応用を試みた。その結果、量刑の数量化においては、刑期の判断を分析するにあたり、まずは階層的ニューラルネットワーク(多層パーセプトロン)により、「懲役3年以下」と「懲役3年超え」の判別を行うことが最適であることが検証された。

研究成果の概要(英文)：In this study, I tried to apply the hierarchical neural network (multilayered perceptron), developing basic analytical model (quantification model) of sentencing to apply new statistics technique. As a result, at first it was inspected by a hierarchical neural network (multilayered perceptron) that it was most suitable to distinguish "3 years or less of imprisonment with hard labor" and "more than 3 years of imprisonment with hard labor" to analyze the period of the penalty.

研究分野：社会科学

科研費の分科・細目：法学・刑事法学

キーワード：量刑 裁判員裁判 数量化 刑事政策

1. 研究開始当初の背景

(1) 量刑の数量化とは、特定の数の量刑因子からみて当該事案が標準量刑のどの位置を占めるかを算出するものである(注1)。量刑基準を数量的に明らかにするということは、当為としての量刑論に重要な資料(実務家や研究者が量刑基準の見直しや修正をはかるうえでの重要な判断資料)を提供しうる。また、これは量刑の判断傾向を客観的かつ分かりやすく示すことができ、国民に刑事裁判をよく理解していただくためにも必要不可欠なことである。

(2) 量刑の数量化については当初、単相関を応用した方法(カイ二乗法などによって量刑因子を選別してから、各因子に評点や指数を与え、基準を算出する方法)が採られてきた。代表的な研究としては、安部治夫=山本輝夫の研究(注2)、片倉千弘=佐藤寧子の研究(注3)、前田俊郎の研究(注4)、中利太郎=香城敏磨の研究(注5)などがある。しかし、このような単相関を応用した方法では、あらかじめカイ二乗法によって因子を選別することで偏った因子を選別する危険性がある、またそれにともない、選別の段階や指数化の段階において、因子が重複して評価される危険性があり、加えて、隠れた重要因子を見落とす危険性があることが指摘されている(注6)。

(3) そこで現在では、多変量解析を用いた分析方法が採られている。多変量解析を用いた量刑基準の分析においてよく用いられる方法が、林知己夫博士が開発した数量化理論である(注7)。これには、説明変数に質的データやカテゴリーデータを採用できる利点がある。具体的には、質的データやカテゴリーデータにダミー変数を割りあてて、各データ間の類似度を定義し、因子相互の相関関係の解析を行うことができ、「犯人の性格、年齢及び境遇、犯罪の軽重及び情状並びに犯罪後の状況」などに関するデータを扱うには非常に適した方法である。この方法による先駆的な研究としては、たとえば、松宮崇=徳山孝之らの研究(注8)、前田俊郎の研究(注9)、岩井宜子(女性犯罪研究会)の研究(注10)、松永榮治=吉田弘之の研究(注11)、柳俊夫=松田章らの研究(注12)などがある。近年では、岩井宜子=渡邊一弘の研究(注13)、岡田好史=岩井宜子らの研究(注14)などがある。また、量刑因子のなかから重要なものだけを効率的に取り上げるために、変数増減法(判別に寄与する割合が大きい変数を少数選択するという特徴を持つ変数選択方法)と組み合わせた柴田の研究(注15)がある。

(4) だがその後、統計学は大きく進展しており、林博士の数量化理論は主流とはいえない状況になっている。特に、統計学では、ベイズ理論にもとづく統計解析などが用いられる傾向にある。また、情報工学では、機械学習が開発されている。機械学習は、データベースなどから一定数のサンプルデータ集合を入力して解析を行い、そのデータから有用

な規則性などを抽出し、アルゴリズムを發展させるものであり、検索エンジン、音声認識、スパムメールの検出など様々な分野で応用されている。

そこで、量刑の数量化でも、このような統計学や情報工学の新しい知見を応用することによって、裁判員制度による一般国民が関与した量刑判断を学習させた量刑基準の数量化モデル(すなわち、裁判員裁判の量刑判断の予測モデル)が構築できるのではないかと思ひ至り、応用可能性を模索する基礎的な研究を開始した。

(注1) 岩井宜子『刑事政策[第5版]』(尚学社、2011年)235頁参照。

(注2) 安部治夫=山本輝夫「相関法の応用による量刑の科学的研究」ジュリスト248号(1962年)36頁以下。

(注3) 片倉千弘=佐藤寧子「傷害罪の量刑に関する研究 - 懲役・罰金区分の基準」法務総合研究所紀要1964(1964年)171頁以下。

(注4) 前田俊郎「量刑予測研究序説 詐欺犯の執行猶予・実刑に関する計量刑事学的区分」上智法學論集8巻1号(1964年)105頁以下、同「詐欺犯執行猶予予測表再論 - 各種予測表の優劣」上智法學論集8巻1号(1965年)85頁以下、同「控訴審における」など。

(注5) 中利太郎=香城敏磨『量刑の実証的研究(司法研究報告書第15輯第1号)』(1966年)1頁以下。

(注6) 岩井宜子『刑事政策[第6版]』(尚学社、2014年)245頁以下。

(注7) 刑事法学における数量化理論の応用につき、荒木伸怡「刑事法学における多変量解析の応用とその前提」ジュリスト760号(1982年)113頁以下参照。

(注8) 松宮崇=徳山孝之=岩井宜子「量刑の数量化に関する基礎的研究 - 自動車事故事件について - 」法務総合研究所研究部紀要14(1971年)9頁以下、松宮崇=徳山孝之=岩井宜子「自動車事故事件の量刑に関する研究(第1報告 刑種の選択)」法務総合研究所研究部紀要15(1972年)109頁以下、松宮崇=徳山孝之=黒田修生=岩井宜子「自動車事故事件の量刑に関する研究(第2報告 実刑・執行猶予の基準について)」法務総合研究所研究部紀要16(1973年)81頁以下。

(注9) 前田俊郎「死刑と無期懲役の分水嶺 新しい死刑・無期懲役識別表」ジュリスト787号(1983年)37頁以下、小島透「量刑の数量的実証研究の課題 - 量刑理論の側から見た数量的実証研究の問題点とその検討(1)」名古屋大學法政論集174号(1998年)1頁以下参照。

(注10) 岩井宜子(女性犯罪研究会)「女性による殺人罪の量刑 - 女性による殺人事例の研究(その2)」法学研究56巻8号(1983

年)1頁以下(中谷瑾子編『女性犯罪』(立花書房)272頁以下に再録)。

(注11)松永榮治=吉田弘之「強盗致死事件に見る量刑因子の数量化」法務総合研究所紀要31号(1988年)23頁以下。

(注12)柳俊夫=松田章=宇戸午朗=渡邊俊子=辰野文理「薬物事犯の実態及び量刑に関する研究」法務総合研究所紀要38号(1995年)1頁以下。

(注13)岩井宜子=渡邊一弘「死刑の適用基準 永山判決以降の数量化基準」現代刑事法35号(2002年)78頁以下、岩井宜子=渡邊一弘「死刑・無期懲役の数量化基準 永山判決以降の判例分析」専修大学法学研究所紀要28号『刑事法の諸問題』(2003年)1頁以下。

(注14)岡田好史=岩井宜子=渡邊一弘=柴田守「自動車事故による交通犯罪の量刑基準 危険運転致死傷罪における科刑基準を中心に」季刊社会安全76号(2010年)18頁以下。

(注15)拙稿「交通犯罪の量刑基準 公判請求された事件を中心に(1)」専修法学論集114号(2012年)173頁以下、「同(2)」専修法学論集116号(2012年)57頁以下、「同」自動車運転による死傷事犯の量刑基準」罪と罰50巻2号(2013年)155頁以下。

2. 研究の目的

(1) 本研究が当初予定していた主たる目的は、次の2点である。

第1が、新たな統計手法を応用して量刑の判断基準を統計的に明らかにする基礎的な分析モデル(量刑の数量化モデル)を開発することである。具体的には、ベイズ統計理論や、情報工学分野における機械学習などを応用して、判断のパターンを明らかにさせるとともに、これまでよりも正確な予測ができる仕組みを開発することを目的としている。

第2が、裁判員裁判の判決を素材にその分析方法を具体的に用いて、裁判員裁判における量刑判断の基準や傾向と、裁判員裁判が実施される各種事件ごとの最適化された数量化モデルを明らかにすることである。裁判員裁判における量刑判断の基準や傾向などについては、研究開始時点ではデータもほとんど提供されていないこともあり、十分な分析がなされていなかった。また、司法統計で提供されるデータは罪種の分類などかなり大きな数値であり、被告人の属性や犯行に至る動機・背景事情などが分からず、量刑判断の因子(変数)の重みなどを知ることができない。したがって、裁判員制度が導入されたことにより、量刑にどのような変化が現れたのか、また各種事件ごとの最適化された数量化モデルを客観的に明らかにすることを視野に入れていた。

(2) だが、第2の目的を達成するために、裁判員裁判(確定判決)の判決書謄本の閲覧・謄写を申請するべく、研究期間中に、関係省

庁に打診したが、事件番号等が特定できなかったことから、結果的に許可を得ることができなかった。そこで、研究期間の後期に、判例データベースであるLEX/DBにアクセスし、裁判員裁判の判決を収集し、調査票に記入し、ローデータの集積を行った。現在、各種事件ごとの最適化された数量化モデルの分析を行っている。これについては、その分析結果を、近日中に学会誌(査読あり)に投稿することになっているので、本報告書では報告を控えたいと思う。

したがって、以下では、第1の目的に関する研究成果につき報告する。

3. 研究の方法

(1) 対象(サンプル)については、自己が保有する危険運転致死傷罪の量刑に関するローデータを使用した(全国の地方裁判所において危険運転致死傷罪で起訴され、平成19年、平成20年に同罪で有罪の言渡しを受け、その後確定した裁判例249例である(なお実質的には、刑期が顕著に高かった1例を除いた248例である))。これは、報告者が行ってきた先行研究(数量化理論による分析)(注16)との比較により、今回開発した分析方法の有効性を検証するためである。

(2) 分析では、階層的ニューラルネットワーク(多層パーセプトロン)の応用により、「懲役3年以下」と「懲役3年超え」の判別を試みた。その理由は、第1に、「懲役3年以下」の場合、刑の執行猶予の可能性があるが、執行猶予の場合には、刑期が軽減されることがないのに対し、実刑の場合には、求刑から軽減される可能性が高いからである。したがって、1つの仮説として、そもそも「3年」というのが1つの分水嶺ではないかと考えられるのである。この仮説を検証するために、報告者はこれまで、数量化理論を用いて判別分析を行ったことがあるが、あまり良い結果が得られなかった。そこで、この判別には、より複雑なモデルを形成する必要があるのではないかと思いついた次第である。したがって、より複雑なモデルを形成できる階層的ニューラルネットワーク(多層パーセプトロン)の応用を試みた。

(3) 分析ソフトは、IBM SPSS Statistics 22.0とIBM SPSS Neural Networksを用いた。なお、本研究では、隠れユニット数の決定について、ブートストラップ法の有効性が確認されているが、本分析では、統計パッケージの関係により用いなかった。

(注16)前掲(注14)・(注15)の文献を参照。

4. 研究成果

(1) サンプル学習には166例(66.9%)用い、テストには82例(33.1%)用いた(有効数248例(100.0%)、除外数0例)。

その結果、極めて高い精度のモデルが形成された(下記「モデルの要約」を参照)。

モデルの要約

学習	交差エントロピーの誤差	1.287
	誤った予測値の割合	0.0%
	停止規則の使用	減少のない1連続ステップがエラーです ^a
	学習時間	0:00:00.02
テスト	交差エントロピーの誤差	18.006
	誤った予測値の割合	3.7%

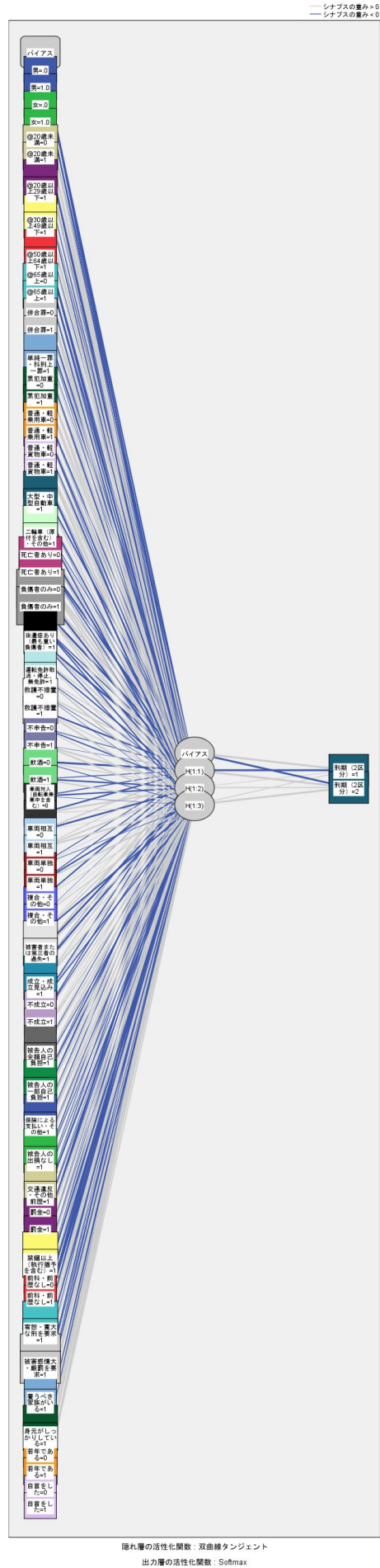
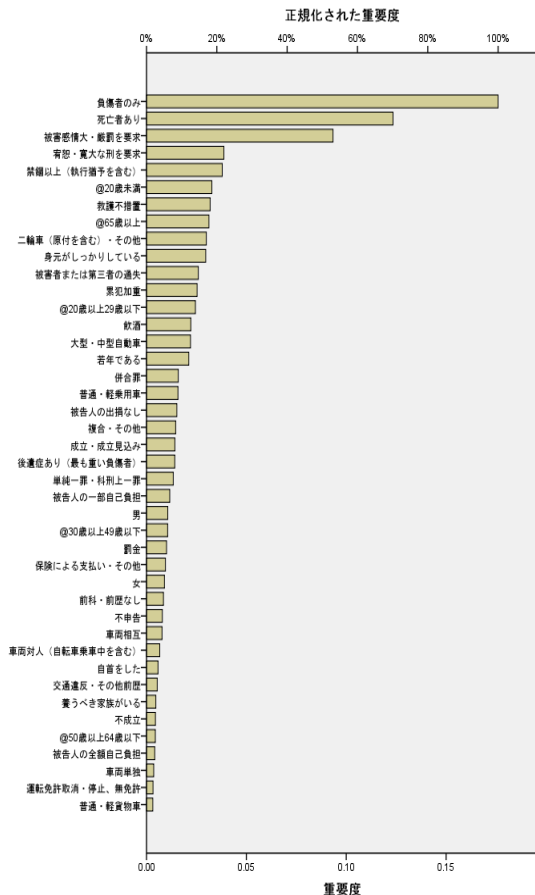
従属変数: 刑期 (2区分)

a. エラーの計算は、学習サンプルに基づいています。

出力層のユニット数は84、出力層のユニット数は2(「懲役3年以下」と「懲役3年超え」)とした(活性化関数: Softmax、誤差関数: 交差エントロピー)。その結果、隠れ層の数は1、ユニット数は3(活性化関数: 双曲線接続)となった(右図参照)。

独立変数の重要度(上位10位)は、下記のとおりである(下記図「正規化された重要度」を参照)。下記1位から10位までで示すもののうち、[]内が重要度で、【 】内が正規化された重要度である。

- 1位: 「負傷者のみ」【0.176【100.0%】】
- 2位: 「死亡者あり」【0.123【70.1%】】
- 3位: 「被害感情大・厳罰を要求」【0.93【53.0%】】
- 4位: 「宥恕・寛大な刑を要求」【0.39【22.0%】】
- 5位: 「禁錮以上(執行猶予を含む)」【0.38【21.6%】】
- 6位: 「20歳未満」【0.176【18.6%】】
- 7位: 「救護不措置」【0.032【18.1%】】
- 8位: 「65歳以上」【0.031【17.8%】】
- 9位: 「二輪車(原付を含む)・その他」【0.030【17.0%】】



独立変数の重要度について示された結果を若干解釈すると、危険運転致死事件や同致死傷罪の場合には、また、危険運転致傷事件でも、被害感情が大きく、厳罰を要求している場合には、「懲役 3 年超え」が判断される傾向があることが統計学的に明らかになった(注 17)。

(注 17)これは、報告者の先行研究(前掲(注 15)・「自動車運転による死傷事犯の量刑基準」162 頁以下)において「危険運転致死傷罪と刑期の関係」をクロス集計したことで一定の傾向があることが分かっていたが、今回の分析により、統計学的に検証されたとと言えるであろう。

(2) 以上をまとめると、量刑の数量化においては、刑期の判断を分析するにあたり、まずは階層的ニューラルネットワーク(多層パーセプトロン)により、「懲役 3 年以下」と「懲役 3 年超え」の判別を行うことが最適であることが検証された。

この先の分析としては、「懲役 3 年超え」の場合、すべて実刑ということになり、刑期がどのような判断がされているのかだけが関心事となる。この分析については、線形回帰モデルもしくは非線形回帰モデルで分析していくことが最適であろう。今回用いたサンプルで検証を試みたが、「懲役 3 年超え」が 29 例と限られていたため、十分な分析結果が得られなかった。これは、今後の課題としたい。

「懲役 3 年以下」の場合には、実刑か執行猶予かということにより、刑期が異なる。すなわち、実刑の場合には「求刑の 8 掛け(あるいは 7 掛け)」と言われており、一定のアルゴリズムが形成されている可能性が低い(もっとも、求刑には一定のアルゴリズムが形成されている可能性がある。したがって、求刑内容について、線形回帰モデルもしくは非線形回帰モデルで分析していくことが最適であろう。また、求刑内容と(実刑の場合の)刑期の関係も検証する必要がある)。したがって、この場合には、刑期の判断基準の分析を優先するよりも、実刑・執行猶予の判断基準の分析を優先するほうが最適であろう。

本研究では、実刑・執行猶予の判断基準の分析について、階層的ニューラルネットワーク(多層パーセプトロン)の応用を試みたが、報告者の先行研究に比べ、分析精度が若干低かった(下記「モデルの要約」を参照)。

モデルの要約

学習	交差エントロピーの誤差	52.860
	誤った予測値の割合	14.3%
	停止規則の使用	減少のない ¹ 継続ステップがエラーです ^a
	学習時間	0:00:00.06
テスト	交差エントロピーの誤差	30.275
	誤った予測値の割合	16.7%

従属変数: 実刑・執行猶予

a. エラーの計算は、学習サンプルに基づいています。

また、隠れ層の数は 1、ユニット数は 1 で

あった(活性化関数: Softmax、誤差関数: 交差エントロピー)。報告者が先行研究で行った数量化理論と変数増減法の組み合わせによる数量化モデルのほうが最適である可能性が高い。他の統計手法や機械学習の応用を含めて、今後さらに検証することが課題である。

(3) 前述したように、裁判員裁判が実施される各種の事件ごとに、上記の基礎モデルをあてはめて、(各種の事件ごとの)最適化された数量化モデルを提示することについては、学会誌等で順次発表していくことにしたい。

5. 主な発表論文等
該当なし

6. 研究組織

(1) 研究代表者

柴田 守 (SHIBATA, Mamoru)

長崎総合科学大学・公立大学の部局等・准教授

研究者番号: 90551987