

自殺念慮防止のための心理カウンセリング補助システム開発に向けた対話データの作成と前処理

二瀬颯斗[†] 牧野晃平[†] 石崎優人 櫻井昌佳
一般社団法人 ZIAI

{hayato_futase, kohei_makino, yuto_ishizaki, masayoshi_sakurai}@ziai.jp

概要

先進国の中で日本における死因が自殺である割合が高く、自殺を防止する取り組みが重要である。本研究では、人が自殺しようとする思慮である自殺念慮を持たないように相談を受ける心理カウンセリングに注目する。現状では一部の相談者しかカウンセリングを受けられていないという問題を解決するために、AIチャットボットなどの補助システムの開発を目指す。ここではその基盤として、心理カウンセリングの対話データを匿名化し、基礎的な解析を行う。解析では相談者とカウンセラーの発話の特性を確認するために発話中の単語の解析を行い、ハイリスクな相談者の傾向を確認するために相談者の性別などの属性との関係性を調査した。

1 序論

現代において自殺は社会問題の一つとなっており、日本は先進国の中でも特に死因全体のうち自殺が占める割合が高く、自殺を低減するための取り組みは急務である [1]。近年では、平成十八年に制定された自殺対策基本法に基づいて対策が進み、学校における自殺対策として自殺予防教育 [2] や金銭的な困窮による対策 [3] など、多岐にわたる試みが行われている [4, 5]。このような試みの成果として自殺による死亡者数は減少しているが、令和二年度では約 21,000 人が自殺で亡くなっており、依然として先進国の中では自殺者数が多い。

このような中で、自然言語処理の観点では SNS を利用して自殺しそうなユーザを検出する試みが行われている [6, 7]。これらの取り組みは明確な自殺念慮を持つ人を検出する問題設定であり、心理状態の回復が難しくなるため、自殺念慮が明確化する前の処置として、心理カウンセリングが重要となる。

[†] 共同第一著者

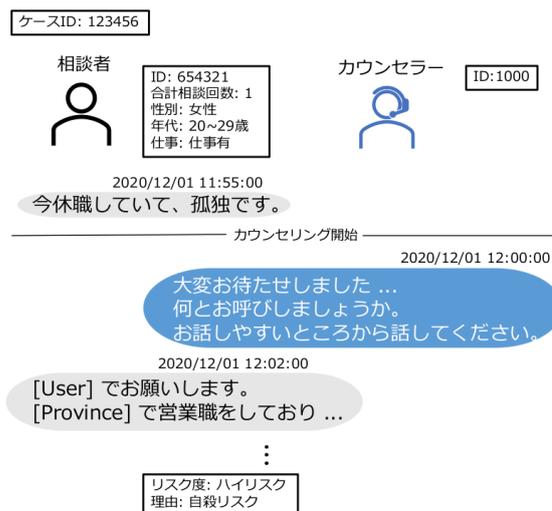


図1 心理カウンセリング対話データの例

インターネットの利用が一般的になった現代では、医療機関での受診が必要で、金銭的負担や心理的ハードルが高い対面のカウンセリングに対して、気軽に相談可能なオンラインでのチャット形式のカウンセリングにおける相談者が増加している。そのため、オンラインチャット方式では相談者が多いためカウンセラーの数が足りておらず、カウンセリングを受けられる相談者は相談申し込みをした人数の半以下しかいないという問題点がある。オンラインチャット方式では、深刻な場合だけでなく自殺につながりうるような小さな悩み相談も受け付けており、心理カウンセリングの受け皿を増やすことで自殺に思い至る人自体の数自体の削減につながる。

本研究では、自然言語処理技術によって心理カウンセリングを補助するために、AIチャットボットやハイリスクな相談者を検知するシステムなどを開発することで、カウンセリングの受け皿を増やすことを目標とし、その基盤として図1のような実際の心理カウンセリングの対話データの前処理・解析を行う。前処理では、心理カウンセリングの対話データという特性上、個人情報が多分に含まれるため、個

人を直接特定できるような情報を匿名化処理によってマスクする。また、解析では発話中の単語の分析によって相談者とカウンセラーの発話の特徴を確認した。さらに、相談者の性別などの属性がどのような傾向を持つか調査し、さらにハイリスクな相談者がどのような属性を持ちやすいのかを解析する。

本研究の貢献は以下の点である。

- 心理カウンセリング対話データに対して、正規表現と固有表現抽出器を用いて匿名化する部分を特定し、匿名化を施した。
- 心理カウンセリングの対話データの基礎的な解析として、発話中の単語を分析してカウンセラーと相談者の特徴を掴み、ハイリスクな相談者の傾向を性別などの相談者の属性で特徴づけられることを確認した。

2 関連研究

自然言語処理による自殺予防のための取り組みとして、ツイートのような SNS の投稿から自殺するかどうか検知するような取り組みが行われており、近年では注目度が上がって、Twitter のユーザのうち実際に自殺や自殺未遂をした人のツイートを辿って自殺する人かどうかを検知するワークショップも開催された [8]。他にもツイートから自殺傾向を検出するためのコーパスを構築する研究 [6, 7] は存在するが、自然言語処理分野では自殺念慮を予防するための研究は行われていない。

3 心理カウンセリング対話データ

本研究では実際に悩みを抱えた相談者が心理カウンセラーに相談した際のデータを分析する。データは NPO 法人東京メンタルヘルス・スクエア¹⁾によって運営されている SNS を利用した相談窓口であるところのほっとチャットで蓄積された対話を利用する。ところのほっとチャットは毎日正午から 12 時間程度、LINE, Twitter, Facebook および専用のウェブチャットで相談を受け付けている。カウンセラーは自殺念慮の高い相談者を手動で選択して、優先的にカウンセリングを行う。カウンセラーは相談のために利用する情報として性別・年代・職業・相談回数・相談内容の事前記述を確認する。

データは 2018 年から 2021 年までの相談が蓄積されたもので、全てで 17,095 件の対話が含まれてい

る。それぞれの対話では、相談者とカウンセラーが一对一のオンラインチャット形式で 50 分間発話交換を行う。対話中にカウンセラーは監督者に助言を仰ぐことができる。図 1 に示した対話データ²⁾のように、カウンセラーが確認した相談者の ID・現在までの合計相談回数・性別・年代・職業の属性、カウンセラーが対応する前に相談者によって入力された相談内容、そして実際に相談した際の対話が含まれ、全ての発話に対してタイムスタンプが付与されている。更に、自殺しそうな可能性が高い人や公的機関への通報に至ったなど、ハイリスクな相談者（ハイリスク者）に対しては相談を受けたカウンセラーによってラベル付けがされており、その理由も同時に付与されている。相談者の情報やラベル付けした理由など、選択肢があるフィールドが持ちうる値は付録の表 3 に示した。

4 匿名化

図 1 のように、個人を特定し得る情報を User] や [Province] のような特殊トークンに置き換える匿名化処理を行う。具体的には、名化対象が発話に含まれるかどうかを正規表現やヒューリスティクスによって抽出し、固有表現抽出器および正規表現によって特定された文字列を特殊トークンに置換する。ここでは個人情報の中でも、情報単体で個人を特定可能な直接識別情報と複数の情報を利用することで個人を識別できる間接識別情報のうち、直接識別情報を匿名化することに注力する。直接識別情報と間接識別情報の内容と匿名化後の対話データの発話における特殊トークンを付録の表 4 に示す。

直接識別情報の匿名化は、SNS ID、住所、電話番号、郵便番号、メールアドレスは正規表現、相談者名はヒューリスティクス・正規表現・固有表現抽出器のすべてを用いて匿名化対象を特定する。固有表現抽出器は自然言語処理ライブラリ GiNZA[9] のものを利用した。発話を特定するための正規表現はそれぞれの匿名化対象ごとに作成した。SNS ID は、発話中に半角英数字が 6 文字以上かつ SNS の名称 (Facebook やフェイスブック) があるかを条件とした。住所や電話番号、郵便番号、メールアドレスは形式が決まっているため、形式に当てはまるものを正規表現で記述した。

発話中の相談者名の特定は、ランダムに抽出した

1) <https://www.npo-tms.or.jp/>

2) 例は個人情報保護の観点から実際の対話を公開することはできないため、ダミーで作成したデータである。

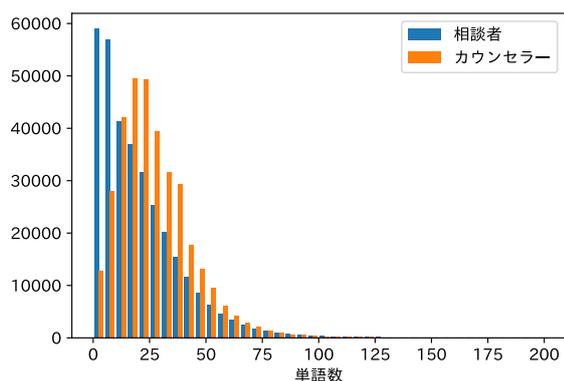


図2 相談者とカウンセラーの発話の単語長の度数分布

1,000 件の人手による対話の統計から得られた、以下の三つ知見を利用したアルゴリズムを用いる。

1. カウンセリングのはじめの発話 3 ターン以内にカウンセラーは相談者に呼び名を尋ねるケースが 69.9%である。
2. 相談者が相談者自身のカウンセリング上の名前を含む発言を一度以下しかしないことがほとんどである。
3. 相談者のカウンセリング上の名前が SNS 上の名前の一部と一致するケースが 54.1%である。

このアルゴリズムによる相談者名特定のカバレッジは 87.7%であった。

5 解析

本節では基礎的な解析として、まず相談者とカウンセラーの発話の傾向をつかむために単語や trigram に着目した解析を行う。次に、相談者とハイリスク者の傾向をつかむために、年齢などの属性ごとに統計をとり、傾向を確認する。最後に属性とハイリスク者がタグ付けされた理由がどのような相関があるかを解析する。

5.1 対話の統計

心理カウンセリング対話データは 17,095 件の対話で構成され、675,777 件の発話が含まれる。一对話あたりの発話数は平均 39.5、標準偏差 21.6、最大値 331、最小値 2 であった。5-20 分程度で平均 42 発話の対面形式で行うカウンセリングと比較すると [10]、チャット形式は対話者はお互いの表情や身振りなどテキスト以外の情報が分からないため、相談者やカウンセラーは比較的長い時間をかけて言葉を選んでいくという特徴が確認できた。

次に相談者とカウンセラーの発話の違いを確

表 1 1 対話あたりのハイリスク者とハイリスクでない者の trigram の平均分析 (t-検定において、*は p 値 < 0.05 となった有意な値である)

	ハイリスク者	ハイリスクでない者
top10[%]	2.59	3.04*
top100[%]	9.23	10.47*
top1000[%]	21.68	22.85

認するために単語単位の解析を行う。分かち書きには日本語の形態素解析エンジン MeCab³⁾と辞書 mecab-ipadic-NEologd [11, 12, 13] を利用する。まず図 2 に示した 1 発話あたりの単語数の度数分布から、相談者はカウンセラーよりも比較的発話が短いことが確認できる。一方で、カウンセラーは極端に単語数が少ない発話を避けていた。実際の対話を人手で確認すると、相談者は一言や短文の発話が多く、カウンセラーは話を聞いていることが伝わるように内容を確認していたり、伝わりやすいように詳しい内容を記述するような発話を確認できた。

次にハイリスク者の発話表現の傾向を見るために、相談者の trigram をハイリスク者とそうではない人で比較する。ハイリスク者の対話 124 件と、それ以外から、trigram の辞書が十分大きくなり、ハイリスク者数とのスケールとトレードオフがとれる数である 1,000 件をランダムにサンプルして利用した。それぞれの trigram が全体の trigram の top-K に含まれる割合の平均を表 1 に示す。trigram の種類は 296,926 種類あり、top100 の trigram のほとんどは文末表現や接続表現であった。top10 以内・top100 以内 trigram の割合と trigram の種類において、ハイリスクでない者と比べるとハイリスク者が有意に高いことが分かる。さらに top100 以内の trigram のカバレッジの平均はハイリスク者とそうではない者それぞれ、24.22, 29.92 ($p < 0.01$) となった。これらのことから、ハイリスク者はハイリスクでない者よりも、一般的な発話表現を用いず、語彙も少ないことが確認できた。

5.2 相談者の統計

相談者全体とハイリスク者はどのような属性であるかの傾向を統計値から確認する。属性ごとの度数とハイリスク者の人数と全体のうちハイリスク者が占める割合を表 2 に示した。「その他・答えたくない」というラベルは「その他」と短縮した。まず、性別に着目すると、女性の方が男性の約五倍もの相

3) <https://taku910.github.io/mecab/>

表 2 相談者の属性ごとの度数とハイリスク者の人数 (HR) と割合

属性名	属性	人数	HR	割合	
性別	女性	13,448	84	0.62%	
	男性	2,646	36	1.36%	
	その他	743	3	0.40%	
	nan	257	1	0.39%	
年齢	～19 才	4,707	50	1.06%	
	20～29 歳	5,553	29	0.52%	
	30～39 歳	3,420	20	0.58%	
	40～49 歳	2,053	22	1.07%	
	50 歳～	858	1	0.12%	
	答えたくない	210	1	0.48%	
	nan	294	1	0.34%	
	職業	小学生	285	3	1.05%
		中学生	1,285	10	0.78%
高校生		2,124	12	0.56%	
大学生等		2,066	23	1.11%	
仕事無し		2,952	30	1.02%	
仕事有り		6,736	26	0.39%	
その他		1,307	19	1.45%	
nan		340	1	0.29%	

談者がいる一方で、ハイリスク者の割合は男性の方が約二倍となっている。このことから女性の方が気軽に相談できており、男性は比較的悪化してからの相談が多い傾向が読み取れる。年齢別では、20～29歳のSNSを頻繁に利用する層が最も相談が多く、年齢が高くなるにつれて相談者数が減少する傾向が確認できる。ハイリスク者は学生が多い～19才と40～49歳に多いことが確認できる。職業別に見ると、～19才の相談者は学年に分けることができる。小学生は相談者数が少ない一方で中高生に比べてハイリスク者の割合は高い。これは学年が上がるごとに相談窓口までたどり着く人数が増え、気軽に相談できていることを示唆している。自立した生活が始まり人生における選択が多い大学生等や、金銭的に余裕がなくなりやすい仕事無しについてはハイリスク者の割合が高く、これらの層では思い悩んで重篤化してからの相談が多いことを示唆している。

5.3 ハイリスク者の解析

次にハイリスク者とタグ付けされた理由と属性の相関関係を確認する。性別および年齢に対する相関関係については付録の図 4, 5 に、職業に対する相

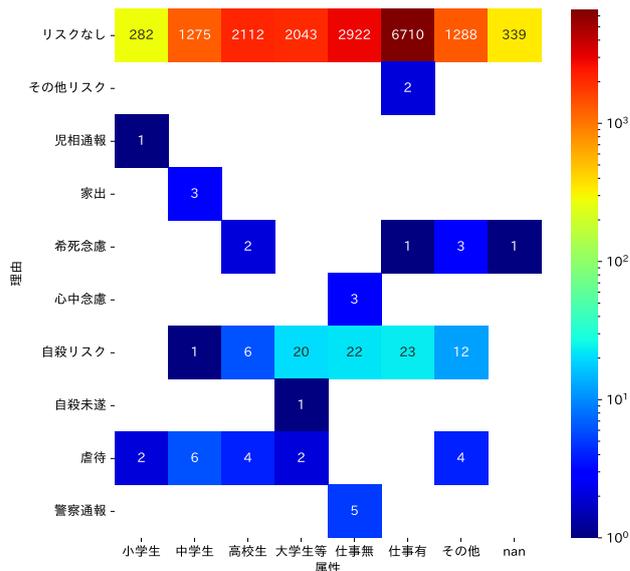


図 3 職業とハイリスク者の理由の相関関係

関関係は図 3 に示した。まず小学生に着目すると、児相通報や虐待といった学童期に直面しやすい要因が確認できる。思春期に当たる中高生は家出のような行動だけでなく、自殺リスクに発展している。また、学生は親子関係が密になりやすいため、虐待のリスクにも発展している。大学生等や仕事有りのような自立することが求められる場合には自殺リスクが大部分を占めるようになる。仕事無しの場合は、警察通報や心中念慮など重大な事案が確認できる。このようなハイリスク者の傾向から、それぞれの職業において相談内容に特徴があることを示唆しており、この対話データを利用して AI チャットボットなどの心理カウンセリング補助システムを開発するにあたって考慮する必要がある。

6 結論

本研究では、自殺防止の取り組みの一環として、根本的に自殺念慮自体を予防するために、心理カウンセリングの受け皿を増やすためのシステム開発を目指す。その基盤として心理カウンセリング対話データを個人情報保護のための匿名化を行い、基礎的な解析を行った。解析では相談者とカウンセラーの発話の特徴と、相談者の属性ごとにハイリスクな相談者がどのような傾向を持つかを確認した。今後はこの対話データを利用して、AI チャットボットやカウンセラーの業務を補助するシステムを開発する。

謝辞

本研究で利用した心理カウンセリング対話データはNPO法人東京メンタルヘルス・スクエアから提供していただいたものです。担当していただいた温間隆志様および提供に携わっていただいた皆様に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 厚生労働省 社会・援護局 総務課自殺対策推進室. 令和2年度 我が国における自殺の概況及び自殺対策の実施状況, 2021. 閲覧日: 2022年1月9日.
- [2] 川島大輔. 学校での自殺予防教育の現状と今後の課題. *社会と倫理*, Vol. 34, pp. 49–58, 2019.
- [3] 竹島正. 自殺対策の経緯とこれから. *予防精神医学*, Vol. 2, No. 1, pp. 40–47, 2017.
- [4] 松本寿昭, 若林佳史, 小森田龍生, 小牧奈津子, 松山博光, 安田和子, 田所満理奈, 反町吉秀. 予防に向けた自殺の要因に関する研究. *人間生活文化研究*, Vol. 2013, No. 23, pp. 198–202, 2013.
- [5] 澤原光彦, 北村直也, 末光俊介, 青木省三. 若者の自殺予防 (<特集>現代の若者のメンタルヘルス). *心身医学*, Vol. 55, No. 12, pp. 1353–1359, 2015.
- [6] Bridianne O’Dea, Stephen Wan, Philip J. Batterham, Alison L. Cascar, Cecile Paris, and Helen Christensen. Detecting suicidality on twitter. *Internet Interventions*, Vol. 2, No. 2, pp. 183–188, 2015.
- [7] Atika Mbarek, Salma Jamoussi, Anis Charfi, and Abdelmajid Ben Hamadou. Suicidal profiles detection in twitter. In **Proceedings of the 15th International Conference on Web Information Systems and Technologies**, WEBIST 2019, p. 289–296, Setubal, PRT, 2019. SCITEPRESS - Science and Technology Publications, Lda.
- [8] Sean MacAvaney, Anjali Mittu, Glen Coppersmith, Jeff Leintz, and Philip Resnik. Community-level research on suicidality prediction in a secure environment: Overview of the CLPsych 2021 shared task. In **Proceedings of the Seventh Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: Improving Access**, pp. 70–80, Online, June 2021. Association for Computational Linguistics.
- [9] 松田寛. Ginza - universal dependencies による実用的日本語解析. *自然言語処理*, Vol. 27, No. 3, pp. 695–701, 2020.
- [10] Verónica Pérez-Rosas, Xinyi Wu, Kenneth Resnicow, and Rada Mihalcea. What makes a good counselor? learning to distinguish between high-quality and low-quality counseling conversations. In **Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics**, pp. 926–935, 2019.
- [11] Sato Toshinori. Neologism dictionary based on the language resources on the web for mecab, 2015.
- [12] Taiichi Hashimoto Toshinori Sato and Manabu Okumura. Operation of a word segmentation dictionary generation system called neologd (in japanese). In **Information Processing Society of Japan, Special Interest Group on**

- Natural Language Processing (IPSJ-SIGNL)**, pp. NL–229–15. Information Processing Society of Japan, 2016.
- [13] Taiichi Hashimoto Toshinori Sato and Manabu Okumura. Implementation of a word segmentation dictionary called mecab-ipadic-neologd and study on how to use it effectively for information retrieval (in japanese). In **Proceedings of the Twenty-three Annual Meeting of the Association for Natural Language Processing**, pp. NLP2017–B6–1. The Association for Natural Language Processing, 2017.

付録

心理カウンセリング対話データにおける相談者の属性とハイリスクとしてタグ付けされた理由が取りうる値を表3に、匿名化の対象とした語句の詳細を表4に示した。

図4に示した性別とハイリスク者の理由の相関関係では、相談者数が多い女性の方が多岐にわたる理由でハイリスク者としてタグ付けされているが、共通している理由の部分に関してはあまり傾向に差異が見られなかった。図5の年齢とハイリスク者の理由を比べた場合については、学生の割合が多い～19才については職業別の学生を集約したような形になっている。相談者が多い20～29歳が最もハイリスクな相談者が多い一方で、30～39歳、40～49歳においては相談者数が減少しているにもかかわらずあまりハイリスクな相談者が変わっていない。また、40～49歳においては心中念慮を持つ人がおり、家族単位で困窮してしまう様子が確認できる。

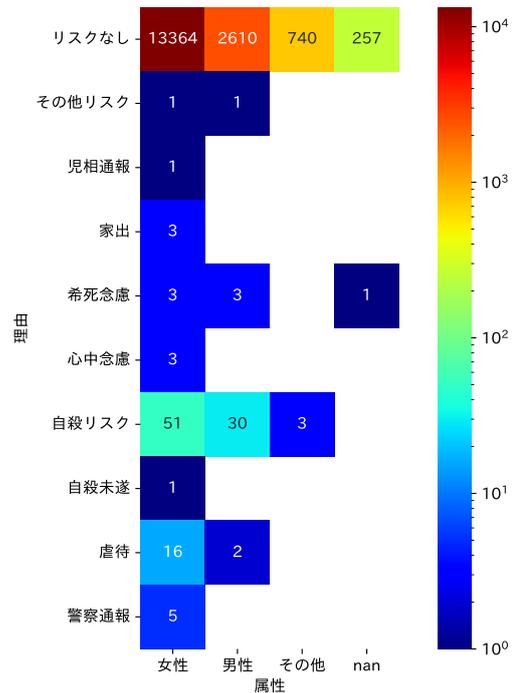


図4 性別とハイリスク者の理由の相関関係

表3 対話データ中のフィールドの選択肢	
sex	女性, 男性, その他・答えたくない, nan
age	～19才, 20～29歳, 30～39歳, 40～49歳, 50歳～, 答えたくない, nan
job	小学生, 中学生, 高校生, 大学生等, 仕事無し 仕事有り, その他・答えたくない, nan
reason	児相通報, 家出, 希死念慮, 心中念慮 自殺リスク 自殺未遂, 虐待 警察通報, その他リスク

表4 匿名化対象とその特殊トークン	
匿名化対象	特殊トークン
(直接識別情報)	
相談者名	User
SNS ID	SNSID
住所	Address
電話番号	Phone_Number
郵便番号	Postal_Address
メールアドレス	Email
(間接識別情報)	
地名	Province, School, Station など計 56 種類
所属	Organization, Company, Government など計 15 種類

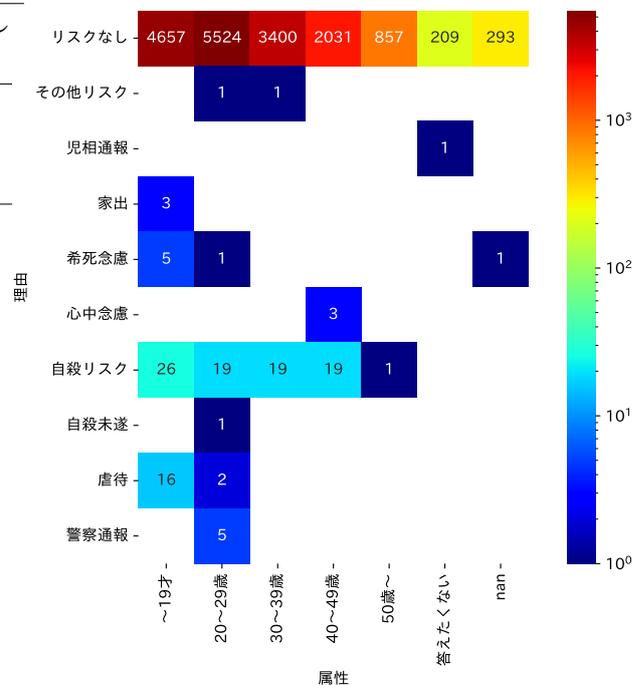


図5 年齢とハイリスク者の理由の相関関係