

# 言葉に現れる個人差に結びついている事項

高橋速巳<sup>1</sup> 高橋健介<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 株式会社カシェウェブレト <sup>2</sup> 東京理科大学 理学部 数学科  
hayami.takahashi@cachewavelet.jp 1125092@ed.tus.ac.jp

## 概要

人によって言葉はそれぞれ違う使われ方をすることがある。言葉に現れる個人差に対して、直接に関わろうとする理論(感情理論, 社会福祉論, 自然言語処理)に触れる。特定の理論にのみ形成されている個人差概念の形というようなものは存在すると思われ、その概念の形が、その理論領域の中で或る期間内では安定して存続している点に着目し、そこに結びついている事項に焦点をあてる。

## 1 はじめに

人によって言葉は違う使われ方をすることがある。理論によっては、「ことがある」というのではない、同じ人であっても発話する度ごとにすべて違うのだ、と主張するかもしれない。Constructivist Theory に分類される感情理論において、Emotional Granularity(情動粒度)<sup>1)</sup> という概念をバレットは設けている [1][2]。Emotion の粒度は人それぞれで異なるとバレットは述べる。この個人差にバレットが関わろうとする動機に触れる。

社会福祉従事者, 研究者や当事者を招き社会福祉を論じるラジオ番組において、複数の登壇者が、「してやる」という姿勢へ懸念を表している。理想的実践者とそうではない人との間には、福祉的行為に同伴する意識において、個人差がある。日常の生活から直接に皆が発案できるわけではないような社会福祉的価値観に触れる。

LLM は大きな成功を収める中で、個人差への対応を行う技法の蓄積が進んでいる。先行研究が何を扱っているのかを観る。

## 2 Emotional granularity

バレットは emotional granularity という語を以下のように用いている [1][2]。

"ここでの問題は emotional granularity である。いかにして、きめ細かな情動を構築し経験できるか (construct finer-grained emotional experiences) は、人によって異なる."

"幼い子どもは、不快な感覚を表現するのに (to mean feeling unpleasant) 「悲しい (sad)」と「怒っている (mad)」を混同して用いる。わが研究室は、おとなにも、さまざまな段階の emotional granularity が見出されることを示してきた."

"「幸福な (happy)」という言葉だけで満足してはならない。「陶酔的な (ecstatic)」「至福の (blissful)」「啓発された (inspired)」などの、もっと細やかな意味を持つ言葉を実際に使ってみよう。「悲しい (sad)」などの一般的な用語と、「落胆した (discouraged)」や「意気消沈した (dejected)」などの用語の区別を学習しよう."

言葉の使い分けのそれぞれに応じて、異なる emotion が対応していると述べているようにも思われる。言葉を使い分ける条件は何だろうか。バレットは明記していないが、まずは異なる状況が対応すると考えられるだろう。また状況の違い以外にも、特定の語彙への選好や、その語をたまたま知る経験を得た事情も関わる場合があるだろう。ところで、こういった語の使い分けは、スタイルという概念に収まるものだろうか。記述からは細かさの方が優れると読めて、「スタイルの違い」という形で終わらせることは考えにくい。

Emotional granularity を細かくすることへ対して、バレットが強い関心を持っている理由の一つに、心の健康上で効用が見られるということがある。これが標題の「個人差に結びついている事項」として焦点を当てたいものである。心の健康上での効用に

1) 情動という訳語に異論は無い。しかしこの語の周辺には類似する複数の英語があり、それらを使い分ける別の研究者が存在する。バレットの語法の明確化を期して原語を用いる。

重点があり、効用をもたらすという現象において、emotional granularity という一種同じカテゴリーである枠が設置されているようにも見受けられる。他の理論であれば、同じカテゴリーで扱わないようなものが存在する可能性はある。

### 3 ケア

松端(まつのはな)は「ケア」という語を定義している [3].

ただその人と今一緒に過ごせることを大切に思い、お互いの存在を肯定し合うこと。眼や指先の動きや体調の変化など些細なサインにも気を配りコミュニケーションを交わし続けること。そして心温まるエピソードを紡いでいくこと。

これは「してやる」とは非常に異なっている。奈良県大和郡山市の村城は、「お世話する」「してあげる」という姿勢を否定する。このことを福祉従事者の多くが気づいていないと述べ、お世話ではなくて、その人のやれることを増やすのが介護であるとする [4].

このような記述は単独では信憑性を得難いが、諸々の実践の中で、松端と村城のそれぞれが強調するその他多くの留意ポイントと繋がりを持って実践し、社会的現実性を得ている。社会福祉で実践されているこれらの理想的価値観は「個人差に結びついている事項」とみることができる。

### 4 Preference

LLM が個人差を取り扱う切り口を [5][6][7] を参考に列挙した。各技法について<特徴><dataset><適切対応例>という並びを以て、要約とした。スタンス等の分野は未調査である。

#### 4.1 Prompt- and retrieval- based

[8]<タスクごとに重点側面を変えたユーザ要約><LaMP><ユーザの選好にあった論文選択>

[9]<5つの専門エージェント連携、ノイズ処理、リアルタイムユーザ行動学習><単一ホップ=NaturalQuestions, TriviaQA, WebQuestions><モナリザ盗難事件への返答でユーザ選好反映>

[10]<検索前段階での検索精度の向上。ユーザコーパスは異質な意味構造(主題的焦点や語彙的組織化が異なる)を持つとして、KGで構造整合を行う P-Anchor を設置。もう一つの柱は P-PRF>

<PersonaBench(選好, 社会的特性), LongMemEval(事実, 長期記憶)><同一クエリーでもユーザ差を反映した検索>

[11]<KG-RAG. カレンダーイベントから生データでは見落とす関係性を KG 構築. プライバシー保護下での小規模 LLM デバイス上で常時パーソナライズ><独自生成. カレンダー・会話連動 dataset><生テキストのノイズ排除.KGによりプロンプトが最適化され、ハルシネーション抑制>

[12]<ユーザ間差異を特定するためのユーザ間比較分析に重点.difference-aware personalization. 差異を抽出して選好表現を生成.><AmazonReviews2023(MoviesTV, CDsVinyl, Books)><その人らしい長文の一貫した生成>

[13]<API 経由のブラックボックス LLM への対応. 教師あり学習ステージ→強化学習 (PPO) ステージを直列に組み合わせる.FtPersLlm が作ったプロンプトに対してユーザ依存部分を書き換え><Avocado Research Email Collection(メール), Amazon Review(Books), Reddit コメント><重要なキーワードはあえて繰り返す. ノイズの除去. 口癖がより出でくる. よりユーザが書きそうな内容.>

#### 4.2 PEFT

[14]<PEFT をピースに分解し各々トレーニング.Share と Target User の2種類のユーザ. 既存 sharer のピースを組み合わせて新しい PEFT を構成><LaMP><再利用性. 細粒度に落とし込んだ後、複雑な概念を構成できる.>

[15]<フィードフォワード層に LoRA を複数挿入し、それぞれを「異なる側面のユーザ記憶」を表すパラメトリックモデルとして学習させる=LLMの内部パラメータとして記憶を埋め込み、必要に応じて層ごとに活性化する=LoRAを各層に保存し、分散した記憶としてモデル内部に持たせる><AmazonQA(E コマース QA), Reddit(ソーシャルメディア対話), MedicalDialogue(医療対話)><多面的な助言>

[16]<ユーザごとに一つの専用 PEFT(OPPU) を割り当てる><LaMP><短履歴ユーザや形式不一致履歴でも頑健. 行動シフト耐性. 引用論文の識別において、その人らしい候補>

[17]<3段階. 少数の代表ユーザから Meta-LoRA 構築→それらを類似度に応じてマージ→その上に超低ランク LoRA を追加し微調整><LaMP><スケララブ

ル, Few-shot に強い>

### 4.3 Alignment method

[18]<P-RLHF, P-DPO. 明示的テキスト (自己紹介や選好の章) と暗黙的フィードバック (比較ラベル) の両方からユーザ埋め込みを学習し, 個人ごとに条件付け. soft prompt としてユーザ埋め込みを前置き.>  
<Reddit 要約データ TL;DR, P-SOUPS, PRISM (多言語・多文化の対話データ)> <選好ごとのスタイル合わせ. 簡潔・ぶっきらぼうを好むプロファイルへの安定した適切対応.>

[19]<事前学習モデルの埋め込みに小さい MLP とプロトタイプを載せ, ユーザ ID 付きペア比較から報酬モデルを学習. 共有埋め込み + K 個のプロトタイプで選好の基底を学び, ユーザごとにその凸結合 (重み) で表現する. 多数ユーザから共通構造を学びつつ, 新規ユーザには Few-shot で速く適応する. PAL-A (Ideal Point Model を拡張) と PAL-B (文脈依存写像)> <Reddit TL;DR (テキスト要約), Pick-a-Pic (テキスト→画像),> <人によって正解が違う生成タスク>

[20]<データセット ALIGNX 構築. Reddit を中心. Big Five などの心理学理論やレコメンドで使われる次元や SNS のタグなどを統合し 90 次元. ペルソナタイプ 3 種類 (PUGC, PPAIR, PDEMO)> <-> <少ない履歴からの選好推定精度>

### 4.4 Cross-attention

[21]<ID ベースのトークンを使ったユーザ埋め込みを, 各層のクロスアテンションを介して LLM に統合. さらに Perceiver レイヤーを組み込んで計算コスト削減> <MovieLens (NextItem), Google Review (FavCategory), Amazon Review (ReviewGen)> <長履歴圧縮. 行動進化捕捉 (例: リアルタイム詐欺検知)>

### 4.5 Activation engineering

[22]<線形表現仮説 (高レベルの概念が何らかの表現空間における方向として線形的に表現される) の周辺で, 幾何構造を明らかにする. 因果的内積を導入.> <BATS 3.0 (Big Analogy Test Set). 独自作成のカウンターファクチュアル対> <どの方向が概念か, その概念をどれだけ含むか, 介入は概念の値をどう変えるかという 3 つを同時に扱う条件を考察>

[23]<「ユーザ固有の文体は LLM の activation space の線形方向として表現できる」という仮説に基づ

き, 対比的な activation の差分からユーザスタイルを一本のベクトルとして抽出し, 推論時に線形介入する.> <LaMP, LongLaMP> <「ユーザスタイル=一本のベクトル」というコンパクトな表現>

[24]<Activation Addition. 推論時に activation を変更することでモデルの挙動を予測通りに変化させる. 凍結された LLM のフォワードパスに追加することで希望通りの出力を生じさせる activation ベクトルを作成する. プロンプト対から activation 差分をとる> <OpenWebText, RealToxicityPrompts, Stanford IMDB, ConceptNet> <トピック・感情・スタイルを柔軟に制御>

[7]<ユーザ履歴の中から選好に由来するトークンだけを因果効果で選び出し (選好駆動トークンを分離), 選好非関連のノイズを除去 (因果分離)> <Amazon Review, Reddit (トピック執筆)> <ユーザ特有の感情の強さや言い回しを再現>

### 4.6 Memory augmented

[25]<動的ペルソナ抽出モジュール (ユーザとエージェント双方について発話から人格特性を抽出し長期的ペルソナとして蓄積) とイベント記憶知覚モジュール.> <MSC, CC, UbuntuIRC> <イベント記憶かペルソナかどちらかに偏っていた点を改善>

[26]<記憶を有向ラベル付きグラフで表現. 複数会話の関係性を合成> <LOCOMO> <長期会話で一貫性. 関係推論優位>

[27]<意味記憶 (対話や行動から抽出された長期的な選好・信念. LoRA など で微調整して獲得). エピソード記憶 (具体的な対話や行動. 推論時に直近の履歴から取り出して, クエリに連結)> <Reddit (ChangeMyView), LaMP> <ChangeMyView において, そのユーザにとって説得的なコンテンツを選ぶ個人化が改善されている>

[28]<動的記憶 (概念メモリバンク). 追加学習不要. 複数枚の概念画像 (参照画像) から即時計算し生成した概念埋め込みをソフトプロンプトとして利用. 双曲空間 (ポアンカレ球) に写像する識別器> <OP-Eval, P-Bench, MyVLM> <"私のマグカップ" のようなユーザ固有概念の学習. 大量概念. リアルタイム. 長期利用. 新しい画像・新しい質問にまたがって, 同じ概念を一貫して追跡する>

## 4.7 因果推論

[29]<どのトークンがどの程度ユーザの選好によって生じたのかという因果効果を定義. モデル側(LLMのプロセス)とデータ側(ユーザがレビューを書くプロセス)を共通の因果グラフで表現> <AmazonReviews2023(MoviesTV,CDsVinyl,Books)> <ユーザの癖の再現>

## 4.8 ペルソナ

[30]<社会属性ペルソナを与えて意見やプロフィールを生成. 「ロールの与え方」「属性の伝え方」において比較> <オープンエンド生成用は独自作成. クローズドエンド用は OpinionQA> <インタビュー形式+名前ベースの属性暗示が, 最もステレオタイプを抑える>

[31]<ペルソナデータセット SYNTHIA 構築. 実ユーザの投稿履歴を土台にして,LLM で自動生成したペルソナ・バックストーリー. 3つの時間窓を設ける> <-> <人物像・興味・政治的態度などが実データにアンカーされており, 矛盾が減少>

[32]<Big Five 性格特性を引き出すパーソナリティ表現.> <TRAIT,MPI> <性格強度のダイヤル調整が可能. 神経症傾向に効果大>

## 4.9 すれちがいのシミュレーション

[33]<対人関係の葛藤状況の場面のシミュレーション. 葛藤解決理論の「Interests-Rights-Power(IRP)」枠組みに LLM を結びつける IRP プロンプティング> <Harvard Program on Negotiation. 独自作成> <LLM がユーザに対してすぐに協調的になりすぎるという課題を, 2種類の条件(Planning,Scoring)を統合した IRP 戦略のもとで調節>

## 4.10 個人差に結びついている事項

これらの技法のうち一つのタイプは, 選好やスタイルの形をとっている. 自然言語や画像という表現形式に現れる部分集合(選好, スタイル)は, LLM が処理できる範囲内のものである. 現行 LLM の処理可能範囲を「個人差に結びついている事項」としてみることができる.

## 5 言葉に現れる個人差に結びついている事項

3つの領域で観た個人差の取り扱い方は, 理論特有の制約と価値観に根ざしている. また, その価値観は社会福祉では変化を経ている.

言葉が使われる場面に対し, そこに繋げられた理論(システム)は, システム内の事項群からの「制約・束縛」を持つ. システム内の事項群が, 関わる際の形状を決定する「制約」であるならば, そのシステムが個人差に向かう局面を概観するために据える視野範囲には, その「制約」を含ませてよいのではないか.

## 6 おわりに

3つの領域で, 言葉の個人差に結びついている事項に触れた. ここでの考察を継続し掘り下げたい.

## 参考文献

- [1] Lisa Feldman Barrett. **How emotions are made.** Houghton Mifflin Harcourt, 2017.
- [2] リサ・フェルドマン・バレット. 情動はこうしてつくられる - 脳の隠れた働きと構成主義的情動理論 (翻訳. 高橋洋). 紀伊国屋書店, 2019.
- [3] 松端克文. 社会福祉セミナー: 地域福祉という考え方と実践「不可視化された地域福祉と社会問題」2024年5月4日放送. NHK ラジオ, 2024.
- [4] 村城正, 斉藤弥生. 社会福祉セミナー: 高齢者福祉の課題「“介護”を考える奈良県大和郡山市での実践から」2025年11月29日放送. NHK ラジオ, 2025.
- [5] Jian Guan, Junfei Wu, Jia-Nan Li, Chuanqi Cheng, and Wei Wu. A survey on personalized alignment - the missing piece for large language models in real-world applications. **In Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2025**, pp. 5313–5333, 2025.
- [6] Bowen Jiang, Yuan Yuan, Maohao Shen, Zhuoqun Hao, Zhangchen Xu, Zichen Chen, Ziyi Liu, Anvesh R. Vijjini, Jiashu He, Hanchao Yu, Radha Poovendran, Gregory Wornell, Lyle Ungar, Dan Roth, Sihao Chen, and Camillo J. Taylor. Personamem-v2: Towards personalized intelligence via learning implicit user personas and agentic memory. **arXiv preprint arXiv:2512.06688**, 2025.
- [7] Xiaoyan Zhao, Ming Yan, Yilun Qiu, Haoting Ni, Yang Zhang, Fuli Feng, Hong Cheng, and Tat-Seng Chua. Steerx: Disentangled steering for llm personalization. **arXiv preprint arXiv:2510.22256**, 2025.
- [8] Christopher Richardson, Yao Zhang, Kellen Gillespie, Sudipta Kar, Arshdeep Singh, Zeynab Raeesy, Omar Zia Khan, and Abhinav Sethy. Integrating summarization and retrieval for enhanced personalization via large language models. **CoRR, abs/2310.20081**, 2023.
- [9] Saber Zerhoubi and Michael Granitzer. Personarag: Enhancing retrieval-augmented generation systems with user-centric agents. **arXiv preprint arXiv:2407.09394**, 2024.
- [10] Yingyi Zhang, Pengyue Jia, Derong Xu, Yi Wen, Xianneng Li, Yichao Wang, Wenlin Zhang, Xiaopeng Li,

- Weinan Gan, Huifeng Guo, Yong Liu, and Xiangyu Zhao. Personalize before retrieve: Llm-based personalized query expansion for user-centric retrieval. **arXiv preprint arXiv:2510.08935**, 2025.
- [11] Deeksha Prahlad, Chanhee Lee, Dongha Kim, and Hokeun Kim. Personalizing large language models using retrieval augmented generation and knowledge graph. In **Companion Proceedings of the ACM on Web Conference 2025**, pp. 1259–1263, 2025.
- [12] Yilun Qiu, Xiaoyan Zhao, Yang Zhang, Yimeng Bai, Wenjie Wang, Hong Cheng, Fuli Feng, and Tat-Seng Chua. Measuring what makes you unique: Difference-aware user modeling for enhancing llm personalization. In **Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2025**, pp. 21258–21277, 2025.
- [13] Cheng Li, Mingyang Zhang, Qiaozhu Mei, Weize Kong, and Michael Bendersky. Learning to rewrite prompts for personalized text generation. In **Proceedings of the ACM on Web Conference 2024**, pp. 3367–3378, 2024.
- [14] Zhaoxuan Tan, Zheyuan Liu, and Meng Jiang. Personalized pieces: Efficient personalized large language models through collaborative efforts. In **Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 6459–6475, 2024.
- [15] Kai Zhang, Yejin Kim, and Xiaozhong Liu. Personalized llm response generation with parameterized memory injection. **CoRR, abs/2404.03565**, 2024.
- [16] Zhaoxuan Tan, Qingkai Zeng, Yijun Tian, Zheyuan Liu, Bing Yin, , and Meng Jiang. Democratizing large language models via personalized parameter-efficient fine-tuning. In **Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 6476–6491, 2024.
- [17] Xiaopeng Li, Yuanjin Zheng, Wanyu Wang, Wenlin Zhang, Pengyue Jia, Yiqi Wang, Maolin Wang, Xuetao Wei, and Xiangyu Zhao. Mta: A merge-then-adapt framework for personalized large language models. **arXiv preprint arXiv:2511.20072**, 2025.
- [18] Xinyu Li, Ruiyang Zhou, Zachary C. Lipton, and Liu Leqi. Personalized language modeling from personalized human feedback. **CoRR, abs/2402.05133**, 2024.
- [19] Daiwei Chen, Yi Chen, Aniket Rege, Zhi Wang, and Ramya Korlakai Vinayak. Pal: Sample-efficient personalized reward modeling for pluralistic alignment. In **The Thirteenth International Conference on Learning Representations**, 2025.
- [20] Jia-Nan Li, Jian Guan, Songhao Wu, Wei Wu, and Rui Yan. From 1,000,000 users to every user: Scaling up personalized preference for user-level alignment. **arXiv preprint arXiv:2503.15463**, 2025.
- [21] Lin Ning, Luyang Liu, Jiaying Wu, Neo Wu, Devora Berlowitz, Sushant Prakash, Bradley Green, Shawn O’Banion, and Jun Xie. User-llm: Efficient llm contextualization with user embeddings. **WWW ’25: Companion Proceedings of the ACM on Web Conference 2025**, pp. 1219–1223, 2025.
- [22] Kiho Park, Yo Joong Choe, and Victor Veitch. The linear representation hypothesis and the geometry of large language models. In **Forty-first International Conference on Machine Learning, ICML 2024**, 2024.
- [23] Jinghao Zhang, Yuting Liu, Wenjie Wang, Qiang Liu, Shu Wu, Liang Wang, and Tat-Seng Chua. Personalized text generation with contrastive activation steering. In **Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 7128–7141, 2025.
- [24] Alexander Matt Turner, Lisa Thiergart, Gavin Leech, David Udell, Juan J Vazquez, Ulisse Mini, and Monte MacDiarmid. Activation addition: Steering language models without optimization. **arXiv preprint arXiv:2308.10248**, 2023.
- [25] Hao Li, Chenghao Yang, An Zhang, Yang Deng, Xiang Wang, and Tat-Seng Chua. Hello again! llm-powered personalized agent for long-term dialogue. In **Proceedings of the 2025 Conference of the Nations of the Americas Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)**, pp. 5259–5276, 2025.
- [26] Prateek Chhikara, Dev Khant, Saket Aryan, Taranjeet Singh, and Deshraj Yadav. Mem0: building production-ready ai agents with scalable long-term memory. **arXiv preprint arXiv:2504.19413**, 2025.
- [27] Xinliang Frederick Zhang, Nicholas Beauchamp, and Lu Wang. Prime: Large language model personalization with cognitive dual-memory and personalized thought process. In **Proceedings of the 2025 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 33695–33724, 2025.
- [28] Huiyu Bai, Runze Wang, Zhuoyun Du, Yiyang Zhao, Fengji Zhang, Haoyu Chen, Xiaoyong Zhu, Bo Zheng, and Xuejiao Zhao. Online-pvlm: Advancing personalized vlms with online concept learning. **arXiv preprint arXiv:2511.20056**, 2025.
- [29] Xiaoyan Zhao, Juntao You, Yang Zhang, Wenjie Wang, Hong Cheng, Fuli Feng, See-Kiong Ng, and Tat-Seng Chua. Nextquill: Causal preference modeling for enhancing llm personalization. **arXiv preprint arXiv:2506.02368**, 2025.
- [30] Marlene Lutz, Indira Sen, Georg Ahnert, Elisa Rogers, and Markus Strohmaier. The prompt makes the person(a): A systematic evaluation of sociodemographic persona prompting for large language models. **arXiv preprint arXiv:2507.16076**, 2025.
- [31] Vahid Rahimzadeh, Erfan Moosavi Monazzah, Mohammad Taher Pilehvar, and Yadollah Yaghoobzadeh. Synthia: Synthetic yet naturally tailored human-inspired personas. **arXiv preprint arXiv:2507.14922**, 2025.
- [32] Shi-Wei Dai, Yan-Wei Shie, Tsung-Huan Yang, Lun-Wei Ku, and Yung-Hui Li. Profile-llm: Dynamic profile optimization for realistic personality expression in llms. **arXiv preprint arXiv:2511.19852**, 2025.
- [33] Omar Shaikh, Valentino Chai, Michele J. Gelfand, Diyi Yang, and Michael S. Bernstein. Rehearsal: Simulating conflict to teach conflict resolution. **CoRR, abs/2309.12309**, 2023.
- [34] 野口友紀子. 社会福祉セミナー：社会福祉の考え方の歴史「“社会福祉”なるものと自助の関係」2023年2月11日放送. NHK ラジオ, 2023.

## A Emotion concepts

バレットは emotional granularity を説明する中で emotion concepts という語にも触れている [1][2]. Emotion concepts と粒度とは, どのような関係にあるだろうか.

"独自の emotion concepts を発明するのもよい. 作家のジェフリー・ユージェニデスは小説「ミドルセックス」で, 一語を割り当てているわけではないが, 「中年に始まる鏡への憎悪」「空想しながら眠ることの落胆」「ミニバー付きの部屋で過ごすことの興奮」などの興味深い例をいくつもあげている."

## B 歴史上の期間および文化による差 [社会福祉]

社会福祉の歴史を観ると, 明治期以来, 福祉の周辺概念は, 変遷する社会全体の環境の中で稼働する福祉関連システムの下, そのシステムが変遷 [34] するため, そのシステムの内にある概念も変化している. 語の使用法が安定している状況は, 特定の期間の内に区切られたものになっている.

現在では国や民族による文化の違いの話は入手しやすくなっている. それらの話へ触れるのは, 「してやる」という姿勢の頑強さに, 文化固有な特徴が関わっていないかどうか確かめる機会になる.