

会議議事録を対象とした議論構造解析と議題生成による 議会レポートの自動生成

大杉了斗¹ 秋葉友良¹ 増山繁²

¹ 豊橋技術科学大学 ² 東京理科大学

ohsugi.ryoto.dv@tut.jp, akiba@cs.tut.ac.jp masuyama@rs.tus.ac.jp

概要

国や地方議会議会での質疑応答は議事録に記録され、市民はこの議事録を読むことでどのような対策を行っているか知ることができる。しかし、議会は特殊な形式で進行するため、議事録は非常に長く読みづらい。対策案として、東京都議会は議事録を分かりやすく構造化した「ネットリポート¹⁾」を人手により作成し、公開している。そこで本研究では、「ネットリポート」を自動作成するシステムの構築を目的とする。システム実現のための課題を「議論構造解析」と「議題生成」に分け、それぞれ手法を提案する。

1 はじめに

国や地方議会が解決すべき政治的課題は議会の質疑応答を通じて議論され、発言は議事録に記録される。図1の上に、本研究の対象でもある東京都議会議事録の例を示す。市民は議事録を通じて議論内容を把握し、課題に対する意見や対策を知ることができる。しかし、東京都議会を含む多くの議会は、議員がまとめて回答をし、知事や局長が担当の質問に答弁を行う「一括質問・一括答弁」と呼ばれる特殊な形式が取られている。そのため、質問や答弁に区切りがないため長く読みづらく、対応する答弁がどこにあるか探すのも困難であり、市民が議事録を読むことは難しい。このような問題に対処するため、東京都議会では「ネットリポート」を公開している。図1の下にデータ例を示す。ネットリポートでは、議事録が「一問一答」形式に編集されている。また、いくつかの質問答弁ペアをまとめて見出し（本研究では議題と呼ぶ）を付けることで、議論内容の把握を容易にしている。一方でネットリポートは議会職員により人手作成されているため、公開には手間や時間がかかるという問題が存在する。

議事録

<p>○百十三番(小宮あんり君) 去る二月一日、石原慎太郎元東京都知事が逝去されました。ここに謹んで哀悼の意を表し、ご冥福を心よりお祈りいたします。…</p> <p>次に、コロナ感染症対策について伺います。今回の第六波は、感染力の強いオミクロン株により、新規感染者数が初めて二万人を超える日があるなど、感染が急拡大しました。医療現場では、検査キットの不足が深刻化し、…</p> <p>また、発熱外来を行っていることを公表している医療機関が一部にとどまっているため、発熱外来を受診する人が集中をして、検査や診察の予約が取りづらいう状況が発生しましたが、…</p> <p>…</p> <p>コロナ禍においても、東京の未来を担う子供たちの学びを継続することは重要です。昨年十二月の予算編成では、我が党の重点項目の一つに、昨年十二月の予算編成では、…</p> <p>…</p>	<p>一括質問 17311文字</p>
<p>○知事(小池百合子君) 小宮あんり議員の代表質問にお答えいたします。まず、財政運営についてのお尋ねがございました。足元の収収は回復したものの、…</p> <p>次に、受験生チャレンジ支援貸付についてのお尋ねでございます。…</p> <p>…</p>	<p>一括答弁 21333文字</p>
<p>○福祉保健局健康危機管理担当局長(佐藤智秀君) 三点のご質問にお答えいたします。まず、感染拡大時における検査キットの確保についてでございますが、…</p> <p>次に、医療機関における診療、検査体制についてでございますが、…</p> <p>…</p>	

ネットリポート

<p>新型コロナウイルス感染症対策</p> <p>質問1 次に、コロナ感染症対策について伺います。今回の第六波は、感染力の強いオミクロン株により、新規感染者数が初めて二万人を超える日があるなど、感染が急拡大しました。医療現場では、検査キットの不足が深刻化し、…</p> <p>答弁1 ▽福祉保健局健康危機管理担当局長 感染拡大時における検査キットの確保についてでございますが、感染急拡大に伴う検査需要の増加によりまして、医療現場におきまして検査キットが不足しているとの声を踏まえまして、都は、検査キット等の安定的な確保と…</p> <p>質問2 また、発熱外来を行っていることを公表している医療機関が一部にとどまっているため、発熱外来を受診する人が集中をして、検査や診察の予約が取りづらいう状況が発生しましたが、過日、厚生労働大臣は、日本医師会…</p> <p>答弁2 ▽福祉保健局健康危機管理担当局長 医療機関における診療、検査体制についてでございますが、感染拡大時には、発熱等の症状のある方が確実に受診し、必要な検査を受けられる体制の確保が重要でございます。都はこれまでも、診療・検査医療機関の拡充…</p> <p>…</p>	<p>見出し</p> <p>一問一答 2256文字</p>
<p>子育て支援</p> <p>質問1 コロナ禍においても、東京の未来を担う子供たちの学びを継続することは重要です。昨年十二月の予算編成では、我が党の重点項目の一つに、コロナ禍で多くの学生が希望する進路を目指すよう、学習塾の費用や受験料…</p> <p>答弁1 ▽知事 受験生チャレンジ支援貸付についてのお尋ねでございます。新たな時代を担う子供たちが、家庭の経済状況等によることなく、自らが伸び、育つことができるよう支援していくことは重要であります。都は、自立に向けまして進学…</p>	<p>見出し</p> <p>一問一答 1503文字</p>

図1 議事録とネットリポート

1) <https://www.gikai.metro.tokyo.jp/netreport/>

そこで本研究では、「ネットリポート」の自動作成システムの構築を目的とする。「ネットリポート」の自動作成システムを実現するために、本研究では大きく2つの課題を設定する。1つ目の課題は「議論構造解析」と呼び、議会議事録の構造である「一括質問・一括答弁」形式から、「一問一答」形式に自動変換することを課題とする。2つ目の課題は「議題生成」と呼び、議論構造解析で得た質問答弁ペアに対して、対応する議題を生成することを課題とする。議論構造解析と議題生成についてそれぞれ手法を提案し、評価実験で有効性を確認する。最後に付録Aでは2つの提案手法を組み合わせたシステムを構築し、議事録から「ネットリポート」を自動生成できることを示す。

2 関連研究

2.1 議論構造解析の関連研究

テキストを分析・構造化するために、様々なアプローチが提案されている。その内の1つは、文間での論理構造を見つける修辞構造理論 (RST) [1] を用いる方法である。林ら (2015) は、修辞構造理論に基づいて談話構造木を導出することで、談話構造を分析した [2]。本研究との違いは、単に文同士を比較する構造化ではなく、異なる話者のまとまった発話文 (質問答弁ペア) の対応関係を見つける。

2.2 議題生成の関連研究

要約テキストを生成する研究は広く行われているが、特にキーフレーズ抽出・生成が挙げられる。この研究の目的は、文書を要約するような複数の短いフレーズ表現 (キーフレーズ) を抽出、または生成することである。キーフレーズ抽出では、抽出したキーフレーズ TopicRank [3] や AttentionRank [4] などを用いて順位付けする。キーフレーズ生成では、seq2seq モデル [5][6] を用いてキーフレーズを生成する。本研究との違いは、複数の質問答弁に対応する1つの議題を生成することである。キーフレーズ研究では複数の短い単語の集合で文書を表すのに対し、議題は1つのフレーズで質問答弁を表現する必要がある。

3 提案手法

提案手法に基づく「ネットリポート」の自動作成プロセスを図2に示す。3.1では議論構造化 (1)(2) について、3.2では議題生成 (4)(5) について提案手法を

紹介する。

3.1 議論構造解析

議論構造解析における目的は、「一括質問・一括答弁」形式の議事録を「一問一答」形式へ変換することである。これは、NTCIR-16 QALab-PoliInfo-3 における QA Alignment タスク [7] と同様の問題設定である。提案手法は、「セグメンテーション」(図2(1)) と、「アライメント」(図2(2)) の2段階に分けられる。

3.1.1 セグメンテーション

セグメンテーションでは、質問と答弁の境界を見つけ、テキストを分割する。議会における議論は形式化されている。例えば、議員は質問を「～について見解を伺います。」と終えることが多い。このような特徴に着目し、特定語句にマッチする付録Bの表5のような正規表現を作成した。質問と回答側で異なる正規表現ルールを用いて、質問の場合はマッチした文の後ろに、答弁の場合はマッチした文の前に境界を挿入する。境界に挟まれたテキストはセグメントと呼び、一つの質問と答弁として扱う。またセグメンテーションエラーに対するヒューリスティックな処理として、連続した境界は削除する。

3.1.2 アライメント

アライメントでは、質問と答弁の対応付けを行い「一問一答」を導出する。まず、Okapi BM25 [8] を用いてセグメントをベクトルに変換する。次に、ベクトル間のマッチングを行う。質問と回答のペアは必ず一対一となるため、ベクトル間のコサイン類似度を最大にする完全マッチング問題として解く。この問題を効率的に解くハンガリアン・アルゴリズム [9] が知られており、提案手法でもこのアルゴリズムを適用する。またセグメンテーションエラーにより、セグメント数が質問と答弁で一致しないことがあるため、その場合はダミーのセグメントを追加して双方の数を合わせることで対応する。

3.2 議題生成

ネットリポートにおける議題は、複数の質問答弁に対してまとめて付けられている。なぜなら、議員は質問を細分化して複数回に渡って質問するからである。したがって、議題生成における問題設定においても同様に、複数の質問答弁を与えて1つの議題を生成することを目的とする。質問答弁をどの程度まと

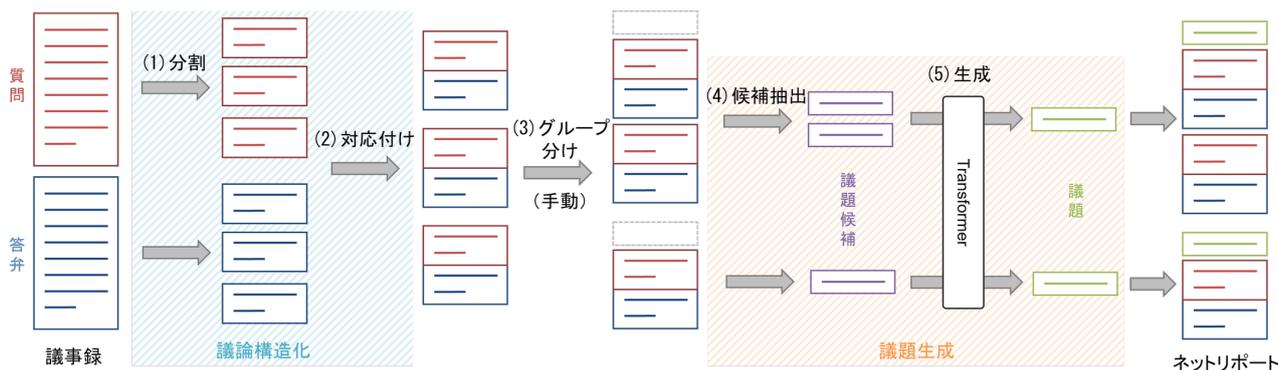


図2 自動作成システムの処理の流れの概要

めて議題を付けるかについては、ネットリポートの編集者に委ねられる。この処理は図2における(3)グループ分けとして示されている。グループ分けの明確な正解は存在しないため、この部分は手動で行い本研究の対象外とする。

3.1 議論構造解析で得た複数の質問答弁から、議題を生成する。提案手法では、seq2seqモデルであるTransformer[10]を用いて議題を学習・予測する。複数の質問答弁を入力する都合上、入力が長くなりテキストの一部が切り捨てられてしまう場合が存在する。このような問題に対処するため、提案手法では議題候補を抽出する(図2(4))。議題候補を得るために、回答の先頭文から付録Bの表6に示す正規表現で範囲を選択して取り出す。抽出した議題候補は特殊トークンで区切って全て結合し、生成モデルを通じて1つの議題を得る(図2(5))。また与えられた質問答弁が1つの場合、提案手法は生成モデルを用いずに候補議題を予測としてそのまま出力する。1つの質問答弁に対しては、生成した抽象的な議題よりも、発話から取り出した抽出的な議題候補が適しているという考えに基づいている。

4 評価実験・分析

4.1 議論構造解析

4.1.1 比較手法

主にアライメントの提案手法の有効性を検証するため、比較手法を実装する。加えて、アライメントの上限値としてOracleも実装する。

w/o BM25 類似度計算にBM25ベクトルのコサイン類似度を用いない比較手法。代わりにN-gram集合の一致数を類似度として用いる。予備実験で

最も性能が高かったTri-gramを採用する。

w/o Hungarian 質問答弁の割り当てにハンガリアン・アルゴリズムを用いない比較手法。代わりに類似度が最大となるように貪欲に割り当てを行う手法を実装する。また、この手法は一对多または多対一の質問答弁を許す。

Oracle 類似度計算の際に正解の一问一答ペアを参照する。セグメント同士で正解と同じ文ペアが含まれているほど、類似度が高くなるように算出する。

4.1.2 実験設定

データセットと評価方法は、QA Alignmentタスク[7]に従う。データセットは2019~2020年度のネットリポートである。具体的な評価方法は、予測が正解と同じ一问一答ペアになっているかどうか文単位でカウントし、Precision, Recall, F1を計算する。実装において、BM25を適用するためのテキスト分割としてMeCab[11]を用いた。

4.1.3 実験結果と分析

評価結果を表1に示す。まず提案手法は、既存の検索手法やアルゴリズムを組み合わせたシンプルな手法にも関わらず、F1は約8割以上を達成した。比較手法であるw/o BM25は、提案手法と比べややF1が低下した。BM25は他のセグメントも考慮する点が性能改善につながったと考えられる。w/o Hungarianは、提案手法と比べF1が大きく低下した。実際の結果では、一部のセグメントに偏って割り当てられるケースが多く観察された。質問と答弁は一对一の関係であるという制約下でアルゴリズムを適用することで、高い精度で効率的に対応付けを見つけることができる。Oracleの結果から、アライメントの上限値

表1 議論構造解析における評価結果

	Precision	Recall	F1
提案手法	0.848	0.845	0.846
w/o BM25	0.822	0.820	0.821
w/o Hungarian	0.773	0.662	0.713
Oracle	0.894	0.891	0.892

表2 データセット統計

	n	avg.src	avg.tgt	avg.qa
学習	5246	1317.3	3.65	3.00
検証	311	766.4	3.94	2.08
テスト	309	780.0	3.74	2.09

は約9割であることがわかる。このことから、アライメントの性能を改善するよりも、セグメンテーションの性能に関して改善の余地があると言える。

4.2 議題生成

4.2.1 比較手法

議題生成における提案手法の有効性を比較するため、以下の比較手法を実装する。

w/o Transformer Transformer を用いない手法。代わりに抽出した議題候補を予測としてそのまま出力する。候補が複数ある場合は、最初に抽出された議題候補を選ぶ。

w/o 候補入力 Transformer に候補を入力しない手法。代わりに質問答弁の発話テキストをそのまま Transformer に入力し、学習と予測を行う。複数の質問答弁は特殊トークンで区切って結合し、モデルに入りきれない長い入力は切り捨てられる。

w/o 候補出力 提案手法では与えられた質問答弁が一つの場合に候補議題を直接予測として出力しているが、これを行わない手法。与えられた質問答弁の数に関わらず、全てのサンプルに対して議題を生成する。

4.2.2 実験設定

データセット作成のため、公開されている13年分の東京都議会ネットレポートを収集した。データセットの統計を表2に示す。表において、nはサンプル数、avg.srcは質問答弁の平均単語数、avg.tgtは議題の平均単語数、avg.qaは与えられる質問答弁の平均数を表す。評価指標として、単語 ROUGE-1,2,L[12]

表3 議題生成における評価結果

	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
提案手法	0.362	0.260	0.361
w/o Transformer	0.283	0.192	0.280
w/o 候補入力	0.345	0.244	0.344
w/o 候補出力	0.292	0.175	0.292

表4 出力例

新型コロナ対策

質問1	次に、新型コロナ対策です。岸田政権…
答弁1	次に、新型コロナウイルス感染症対策…
質問2	都の説明では、都内で一日当たり最大…
答弁2	まず、検査件数でございますが、一日…

のF1平均値を用いる。実装として、学習フレームワークとして fairseq[13] を、トークナイザとして MeCab[11] を用いる。

4.2.3 実験結果と分析

評価結果を表3に示す。まず提案手法は、ROUGE-1で0.362を達成した。性能評価に関する前提として、議題のような短いフレーズの制限下で正解単語を完全に予測することは難しく、全体的に性能は低下する。他の性能低下の要因としては、単なる生成ミスその他、議題の長さの不一致、そもそも間違った議題候補が入力されることなどが挙げられる。比較手法である w/o Transformer は、提案手法と比べ ROUGE が大きく低下した。これは議題候補を出力する抽出手法に比べ、抽象手法である Transformer による生成が有効であることを示している。w/o 候補入力は、ROUGE がやや低下した。発話すべてを入力に用いることは、長い入力は冗長で切り捨てられる短所がある一方で、発話に含まれる情報量が多く候補抽出によるミスもない長所もあるため、性能差が小さくなったと考えられる。w/o 候補出力は、ROUGE が低下した。1つの質問答弁に対しては、生成した議題よりも抽出した議題候補が適していることを示している。

5 おわりに

本研究では、「ネットレポート」の自動作成システムの構築を目的とし、議論構造解析ではシンプルで有効的な手法を、議題生成では議題候補と生成モデルを組み合わせる手法を提案した。最後に、各提案手法を組み合わせたシステムの出力例を表4に一部示し、詳細は付録Aに示す。

参考文献

- [1] WILLIAM C. MANN and SANDRA A. THOMPSON. Rhetorical structure theory: Toward a functional theory of text organization. **Text - Interdisciplinary Journal for the Study of Discourse**, Vol. 8, No. 3, pp. 243–281, 1988.
- [2] 林克彦, 平尾努, 吉田康久, 永田昌明. 修辞構造木から自動変換した談話依存構造木の性質について. **Proceedings of the Twenty-first Annual Meeting of the Association for Natural Language Processing**, 2015.
- [3] Adrien Bougouin, Florian Boudin, and Béatrice Daille. TopicRank: Graph-based topic ranking for keyphrase extraction. In **Proceedings of the Sixth International Joint Conference on Natural Language Processing**, pp. 543–551, Nagoya, Japan, October 2013. Asian Federation of Natural Language Processing.
- [4] Haoran Ding and Xiao Luo. AttentionRank: Unsupervised keyphrase extraction using self and cross attentions. In **Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 1919–1928, Online and Punta Cana, Dominican Republic, November 2021. Association for Computational Linguistics.
- [5] Rui Meng, Sanqiang Zhao, Shuguang Han, Daqing He, Peter Brusilovsky, and Yu Chi. Deep keyphrase generation. In **Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 582–592, Vancouver, Canada, July 2017. Association for Computational Linguistics.
- [6] Xingdi Yuan, Tong Wang, Rui Meng, Khushboo Thaker, Peter Brusilovsky, Daqing He, and Adam Trischler. One size does not fit all: Generating and evaluating variable number of keyphrases. In **Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics**, pp. 7961–7975, Online, July 2020. Association for Computational Linguistics.
- [7] Yasutomo Kimura, Hideyuki Shibuki, Hokuto Ototake, Yuzu Uchida, Keiichi Takamaru, Madoka Ishioroshi, Masaharu Yoshioka, Tomoyoshi Akiba, Yasuhiro Ogawa, Minoru Sasaki, Kenichi Yokote, Kazuma Kadowaki, Tatsunori Mori, Kenji Araki, Teruko Mitamura, and Satoshi Sekine. Overview of the ntcir-16 qa lab-poliinfo-3 task. **Proceedings of The 16th NTCIR Conference**, 6 2022.
- [8] Stephen Robertson, S. Walker, S. Jones, M. M. Hancock-Beaulieu, and M. Gatford. Okapi at trec-3. In **Overview of the Third Text REtrieval Conference (TREC-3)**, pp. 109–126. Gaithersburg, MD: NIST, January 1995.
- [9] H. W. Kuhn and Bryn Yaw. The hungarian method for the assignment problem. **Naval Res. Logist. Quart.**, pp. 83–97, 1955.
- [10] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In I. Guyon, U. VonLuxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, editors, **Advances in Neural Information Processing Systems**, Vol. 30. Curran Associates, Inc., 2017.
- [11] T. KUDO. Mecab : Yet another part-of-speech and morphological analyzer. <http://mecab.sourceforge.net/>, 2005.
- [12] Chin-Yew Lin. ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries. In **Text Summarization Branches Out**, pp. 74–81, Barcelona, Spain, July 2004. Association for Computational Linguistics.
- [13] Myle Ott, Sergey Edunov, Alexei Baevski, Angela Fan, Sam Gross, Nathan Ng, David Grangier, and Michael Auli. fairseq: A fast, extensible toolkit for sequence modeling. In **Proceedings of NAACL-HLT 2019: Demonstrations**, 2019.

A システム構築

「議題構造分析」と「議題生成」における提案手法を組み合わせて、ネットリポートの自動作成システムを構築する。図 3 に、システムが実際に出力したデータの例を示す。提案手法の結果を HTML+CSS 形式で出力することで、閲覧者にわかりやすく提示できるようにした。実際のネットリポートと同様に、出力結果は一问一答で、議題がつけられたデータを出力できていることが分かる。対応するネットリポートは脚注 URL に示す²⁾。

B 使用した正規表現

表 5 と表 6 に、実際に用いた正規表現を示す。

表 5 セグメンテーションのための正規表現

質問	(お)?(伺い 尋ね)(を)?(いた)?し?(させて いただき)?(ます たい)?(見 解 答 弁 所 見 課題 認識 考え 説明)をお?(求 め 伺 い 聞 かせ 尋ね)(お)?(答 え 聞 かせ)(て を)? ください ありがとう ございました いかがですか どうですか ではありませんか るものですか (どのように どう)(考 え て 認 識 し て 取 り 組 む) の のですか の でしょうか
答弁	(お)?答 え(を)?(いた)?(し 申 し 上 げ)ま す 初 め に、 次(い で に は)、 ま ず、 他 方 で、 最 後 に、 続 き ま し て、 に つ い て(で す で あ り ま す で ご ざ い ま す) の(お 話 お 尋 ね)(が ご ざ い ま し た で ご ざ い ま す) の(に 関 する)(ご)?質 問 で(ご ざ い ま す)?す (質 問 指 摘 言 及 お 尋 ね)が ご ざ い ま し た (質 問 指 摘)を?い た だ き ま し た

表 6 候補抽出のための正規表現

開始	^初 め に、 次(い で に は)、 ま ず、 ま た、 他 方 で、 最 後 に、 続 き ま し て、 それから、 さらに、 い わ ゆる、
終了	に(つ い て つ き 関 する お?答 え) ^(に で) は(、) で(ご ざ い あ り ま す) ですか 。

令和四年東京都議会会議録第二号 (2022/2/22)

八十二番 (米倉春奈君)

▶ 議題1: 都立病院
▼ 議題: 新型コロナ対策
▼ 質問答弁1: 新型コロナウイルス感染症対策
<p>質問 八十二番 (米倉春奈君) 次に、新型コロナ対策です。岸田政権の対策の遅れは目に余ります。同時に、小池知事の施政方針も危機感が乏しいものでした。知事は、オミクロン株に対して、先手先手の対策を講じてきた、効果は着実に現われていますといたしました。しかし、オミクロン株への対策は後手後手で、都民生活や医療、保健所、介護施設、学校、保育園などの現場の実態は極めて深刻です。重症者や亡くなる方が急増しています。症状のある方でも検査を迅速に受けるのが難しい事態が広がり、三回目のワクチン接種も遅れています。知事は、こうした現状をどう認識しているのですか。コロナ危機が始まって以来、最も深刻になっているという認識の下に対策を講じる必要があります。いかがですか。</p> <p>答弁 知事 (小池百合子君) 次に、新型コロナウイルス感染症対策についてであります。感染力が極めて強いオミクロン株の脅威から命と暮らしを守るという強い思いの下、先手先手の対策を講じてまいりました。第五波の経験を踏まえた備えを発展させ、一気に病床確保レベル三に引き上げたほか、高齢者向けの臨時の医療施設を先般開設いたしました。また、保健所やフォローアップセンターの強化、うちさば東京の新設など自宅療養体制を拡充したほか、都の大規模接種会場を開設するなどワクチンの追加接種も加速しているところであります。</p>
▼ 質問答弁2: 検査件数
<p>質問 八十二番 (米倉春奈君) 都の説明では、都内で一日当たり最大十三万件的検査を行えるはずですが、一日当たりの検査数は、一月第四週の約六万件的をピークに減少し、二月第二週は約五万件的にすぎません。都のモニタリング会議は、無症状や軽症で検査未実施の感染者が多数滞在している状況が危惧されると繰り返し指摘しています。知事、検査数が少な過ぎると思いませんか。検査能力を十分活用できていない原因を明らかにし、必要な方が迅速に検査を受けられるようすることを求めます。いかがですか。</p> <p>答弁 福祉保健局健康危機管理担当局長 (佐藤智秀君) まず、検査件数でございますが、一日当たりの最大検査実績は、行政検査四万七千件、都の独自検査一万六千件、PCR等検査無料化事業一万二千件、合わせて七万五千件でございます。また、このほか、今般の感染急拡大に伴う措置として、無症状の濃厚接触者に対し、受診前に自宅で行う検査キットを一日最大四万件配布しているところでございます。</p>
▶ 質問答弁3: 検査体制
▶ 質問答弁4: 高齢者施設等における検査
▼ 議題: 中小企業対策
▶ 質問答弁1: 中小製造業への支援
▶ 質問答弁2: 住宅支援の重要性
▶ 質問答弁3: 都営住宅への単身の青年等の入居
▶ 議題: 都民の暮らし・福祉
▶ 議題: 教育施策
▶ 議題6: 教育施策
▶ 議題7: 高度防災都市づくりの実現
▶ 議題8: 財政運営
▶ 議題9: まちづくり
▶ 議題10: オリンピック・パラリンピック
▶ 議題11: スポーツ振興
▶ 議題12: 横田基地

図 3 システムの出力結果

2) <https://www.gikai.metro.tokyo.jp/netreport/2022/report01/04.html>