

Topic Modeling

Topic Modeling

Document 1

Document 2

Document 3

⋮

Document N

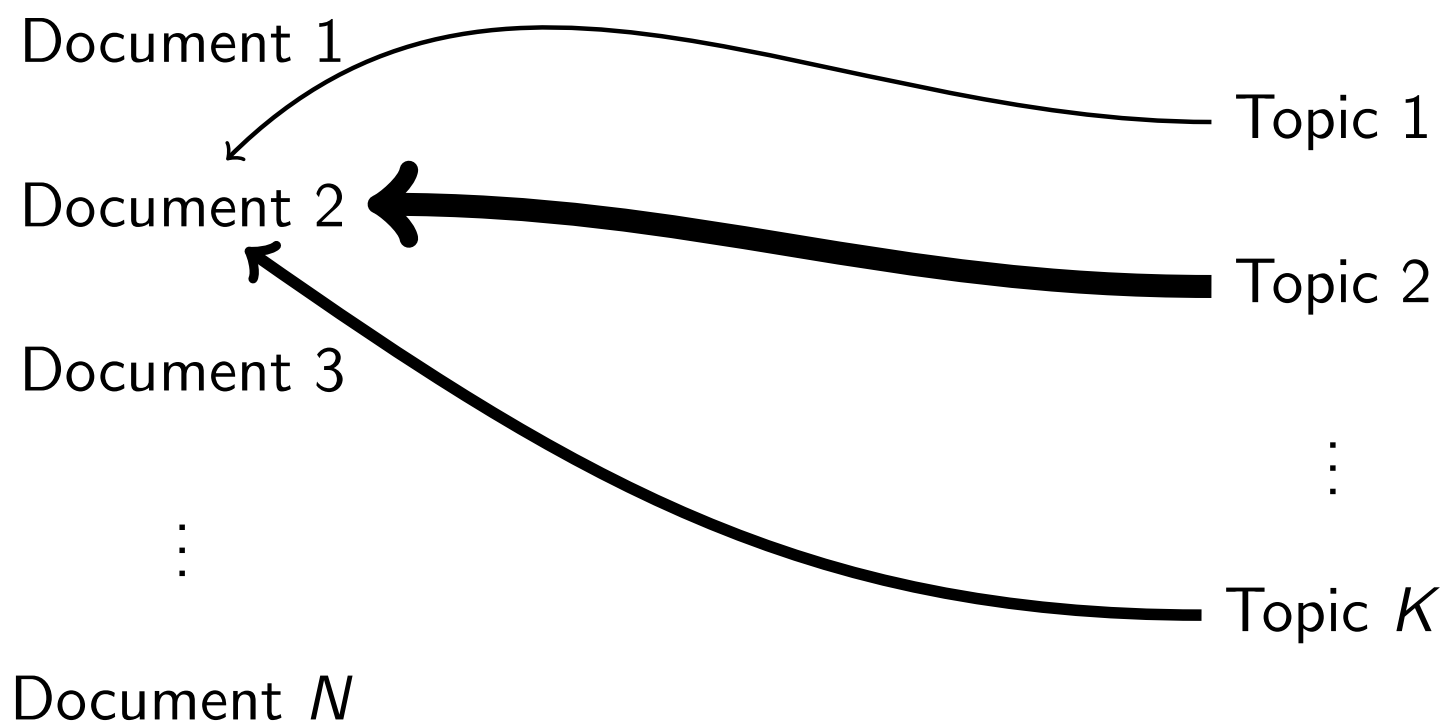
Topic 1

Topic 2

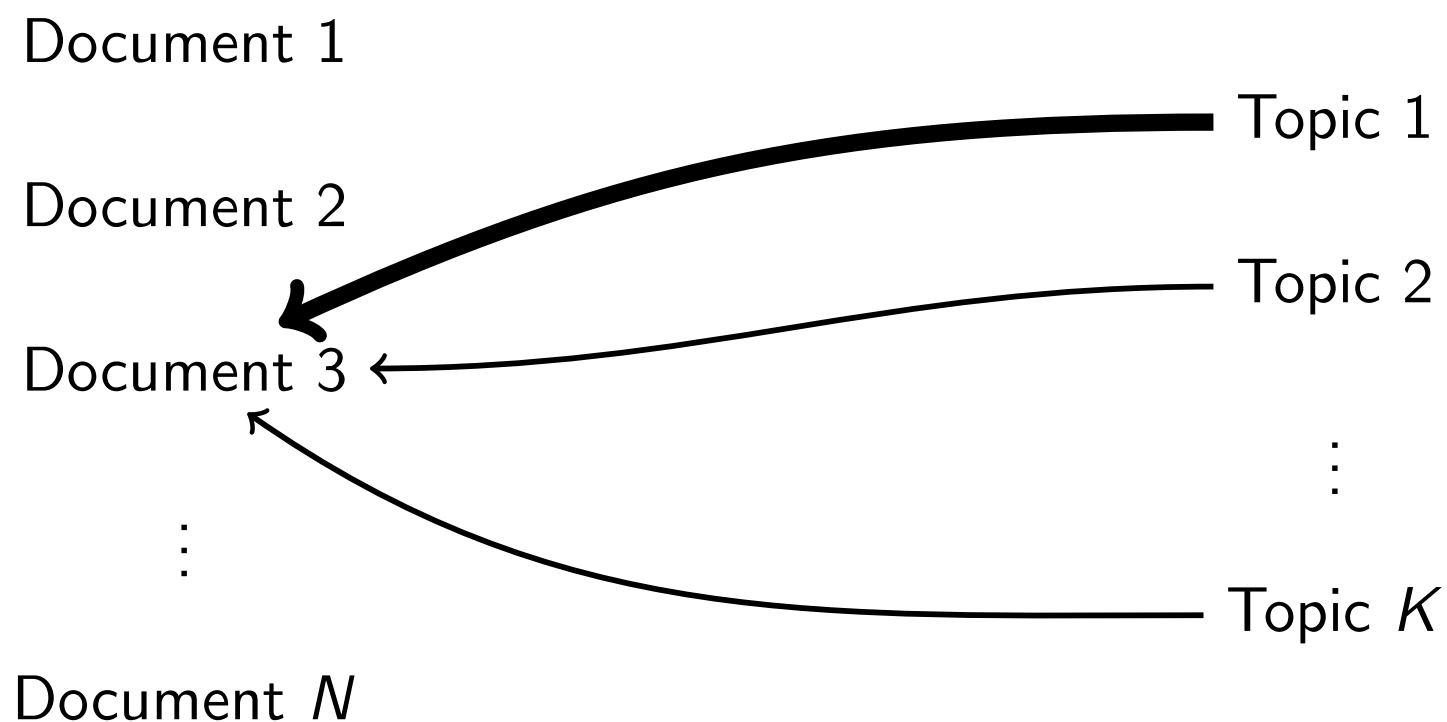
⋮

Topic K

Topic Modeling



Topic Modeling



DGP: intuition

DGP: intuition

Documents exhibit different topics,

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

E.g. a speech by the Finance minister might be 50% drawn from the `trade` topic, 40% from the `spending` topic, 9.9% from the `taxation` topic, 0.1% from the `health` topic.

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

E.g. a speech by the Finance minister might be 50% drawn from the `trade` topic, 40% from the `spending` topic, 9.9% from the `taxation` topic, 0.1% from the `health` topic.

Think of a **topic** as a **distribution** over a **fixed vocabulary**.

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

E.g. a speech by the Finance minister might be 50% drawn from the `trade` topic, 40% from the `spending` topic, 9.9% from the `taxation` topic, 0.1% from the `health` topic.

Think of a **topic** as a **distribution** over a **fixed vocabulary**.

E.g. the `trade` topic will have words like `import` and `tariff` with high probability.

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

E.g. a speech by the Finance minister might be 50% drawn from the `trade` topic, 40% from the `spending` topic, 9.9% from the `taxation` topic, 0.1% from the `health` topic.

Think of a **topic** as a **distribution** over a **fixed vocabulary**.

E.g. the `trade` topic will have words like `import` and `tariff` with high probability.

Technically we assume the topics are generated **first**,

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

E.g. a speech by the Finance minister might be 50% drawn from the `trade` topic, 40% from the `spending` topic, 9.9% from the `taxation` topic, 0.1% from the `health` topic.

Think of a **topic** as a **distribution** over a **fixed vocabulary**.

E.g. the `trade` topic will have words like `import` and `tariff` with high probability.

Technically we assume the topics are generated **first**, and the documents are generated second (from those topics).

DGP: intuition

Documents exhibit different topics, and in different **proportions**.

E.g. a speech by the Finance minister might be 50% drawn from the `trade` topic, 40% from the `spending` topic, 9.9% from the `taxation` topic, 0.1% from the `health` topic.

Think of a **topic** as a **distribution** over a **fixed vocabulary**.

E.g. the `trade` topic will have words like `import` and `tariff` with high probability.

Technically we assume the topics are generated **first**, and the documents are generated second (from those topics).

Now, where do the **words** in the documents come from?

Intuition: Generating Words

Intuition: Generating Words

For each document...

Intuition: Generating Words

For each document. . .

- 1 Randomly choose a **distribution** over topics.

Intuition: Generating Words

For each document. . .

- 1 Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.

Intuition: Generating Words

For each document. . .

- 1 Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.
- 2 Then, for every **word** in the document. . .

Intuition: Generating Words

For each document. . .

- ① Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.
- ② Then, for every **word** in the document. . .
 - ① Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.

Intuition: Generating Words

For each document. . .

- ① Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.
- ② Then, for every **word** in the document. . .
 - ① Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.
 - ② Randomly choose a word from the distribution over the vocabulary that the topic implies.

First Part

First Part

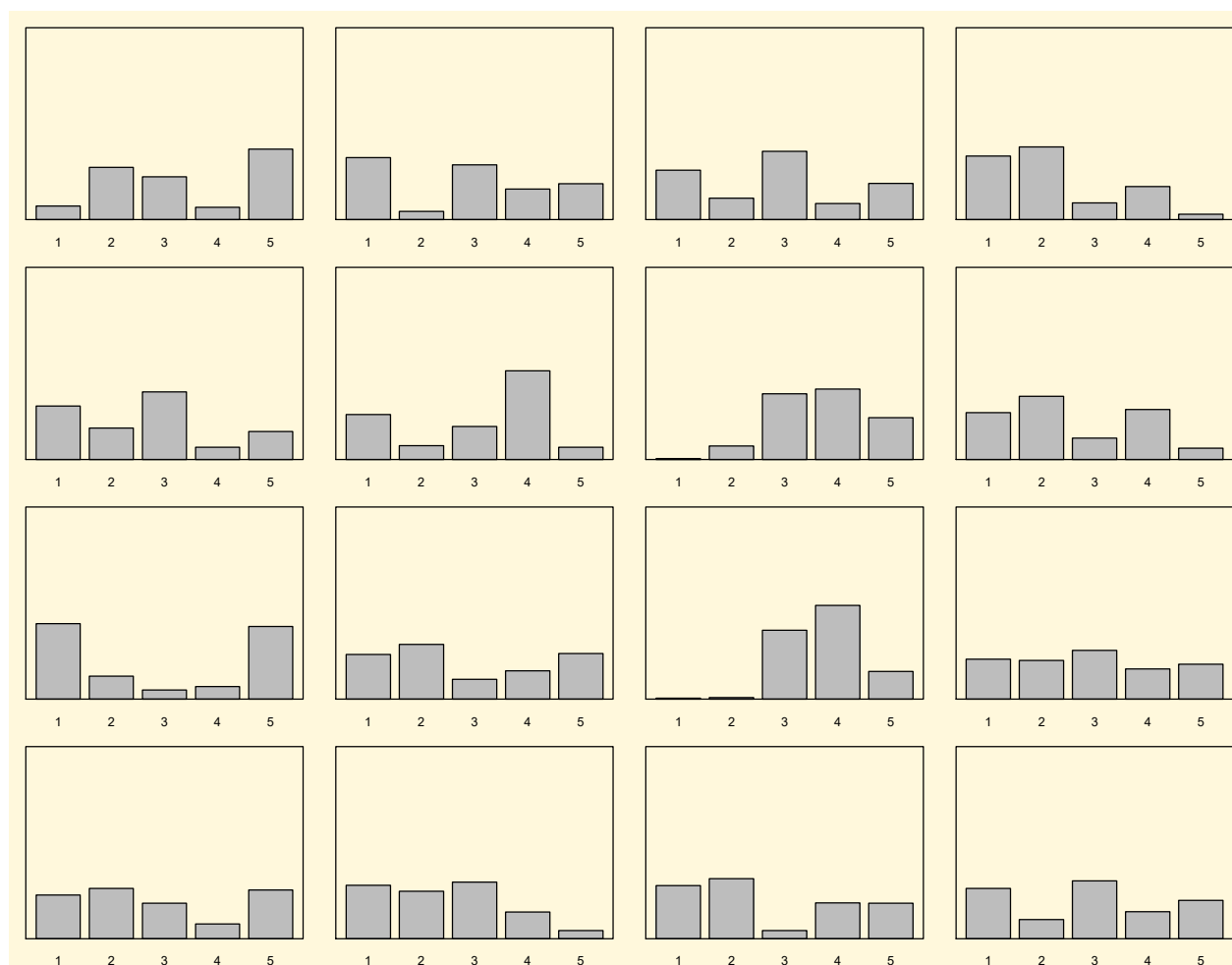
Randomly choose a **distribution** over topics.

First Part

Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.

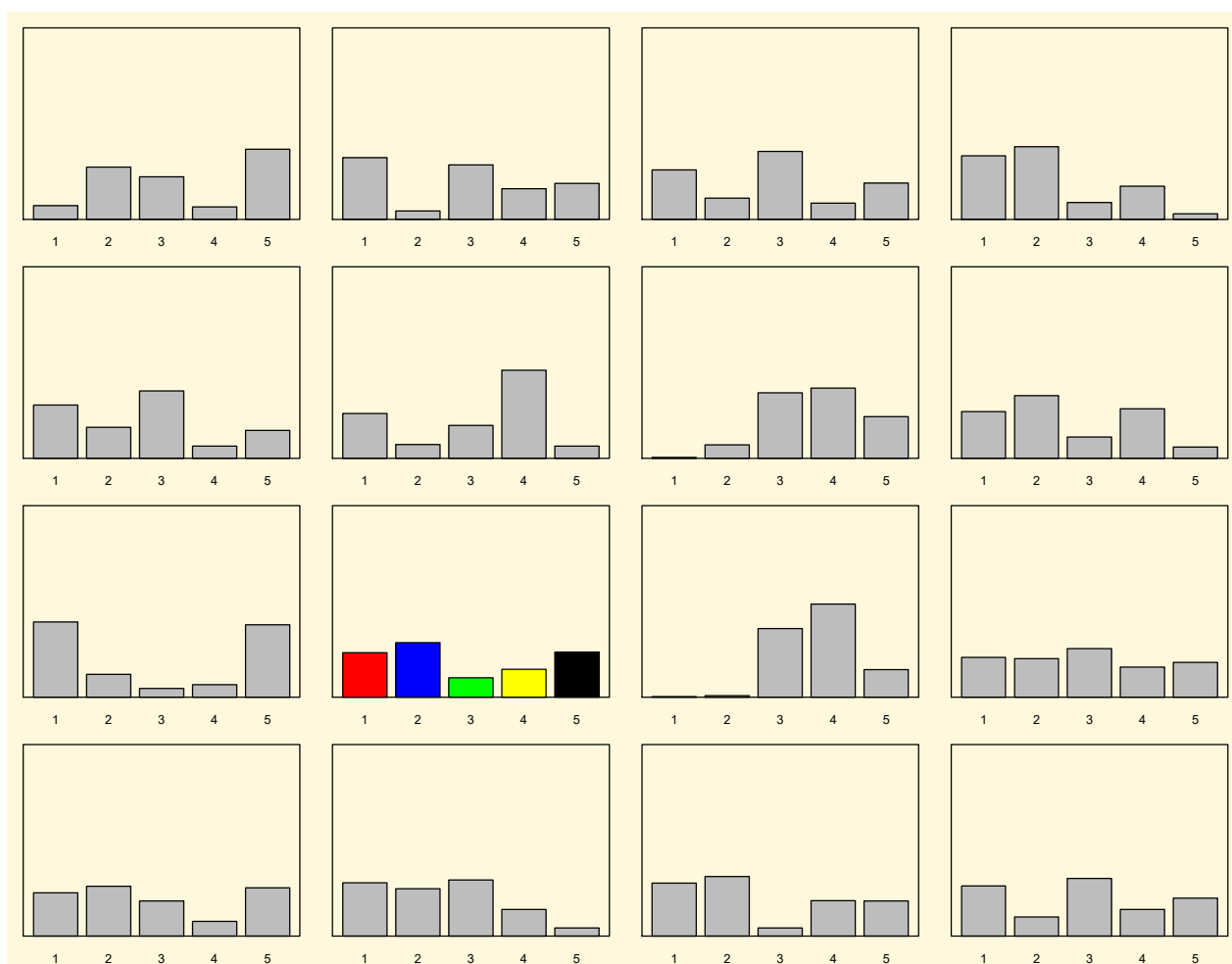
First Part

Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.



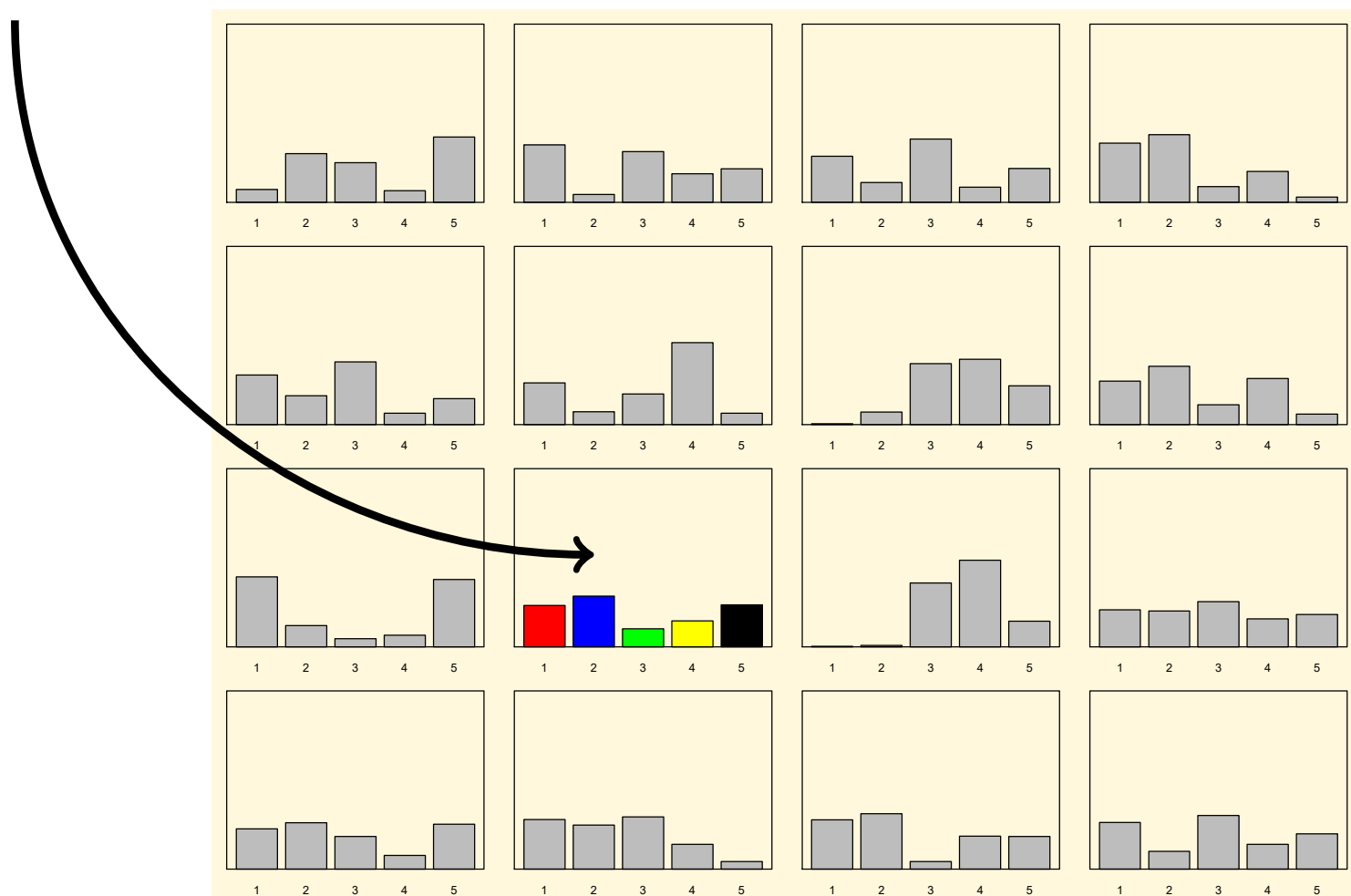
First Part

Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.



First Part

Randomly choose a **distribution** over topics. That is, choose one of many **multinomial** distributions, each which mixes the topics in different proportions.



Second Part

Second Part

Then, for every **word** in the document...

Second Part

Then, for every **word** in the document...

- 1 Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.

Second Part

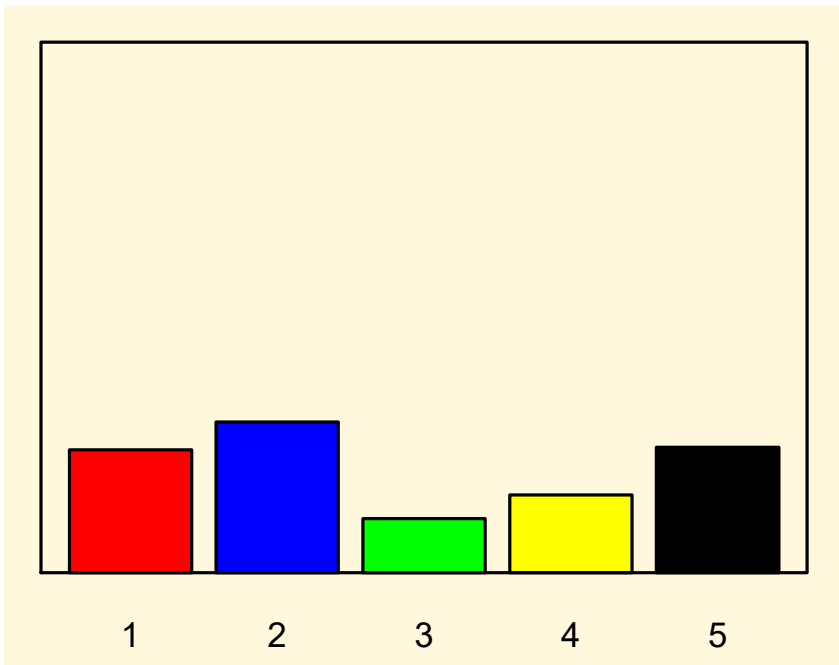
Then, for every **word** in the document...

- 1 Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.
- 2 Randomly choose a word from the distribution over the vocabulary that the topic implies.

Second Part

Then, for every **word** in the document...

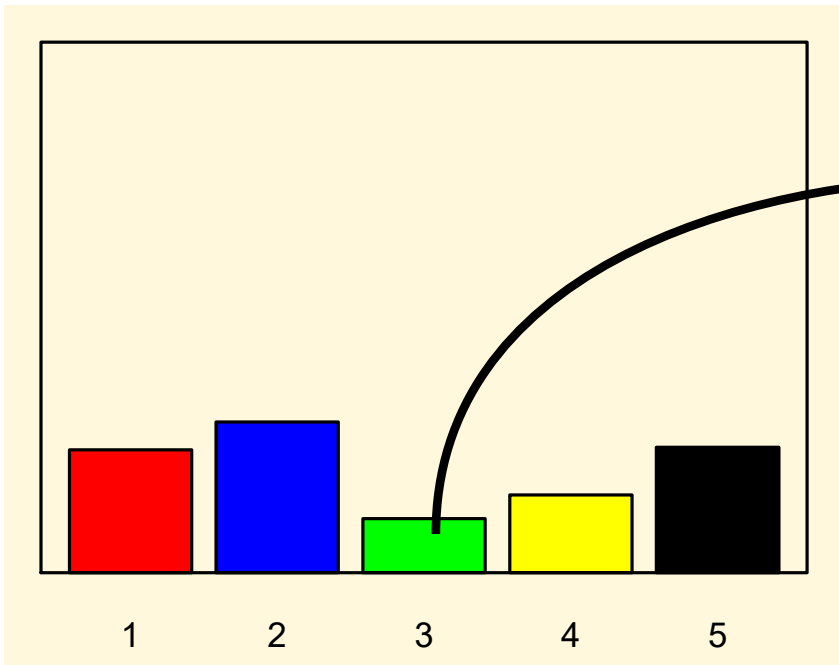
- 1 Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.
- 2 Randomly choose a word from the distribution over the vocabulary that the topic implies.



Second Part

Then, for every **word** in the document...

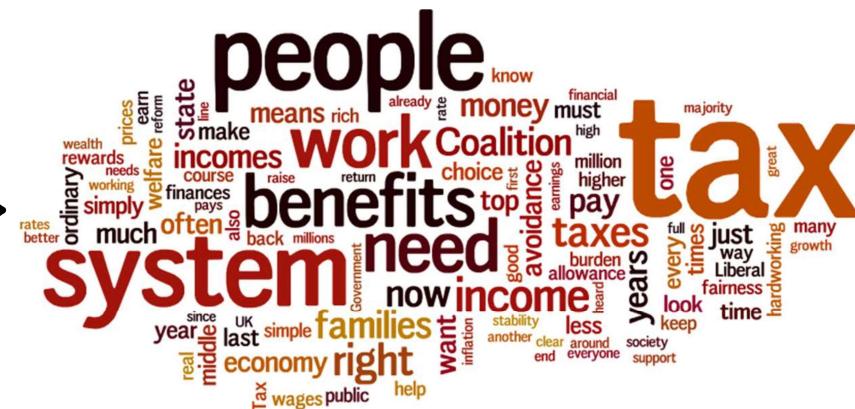
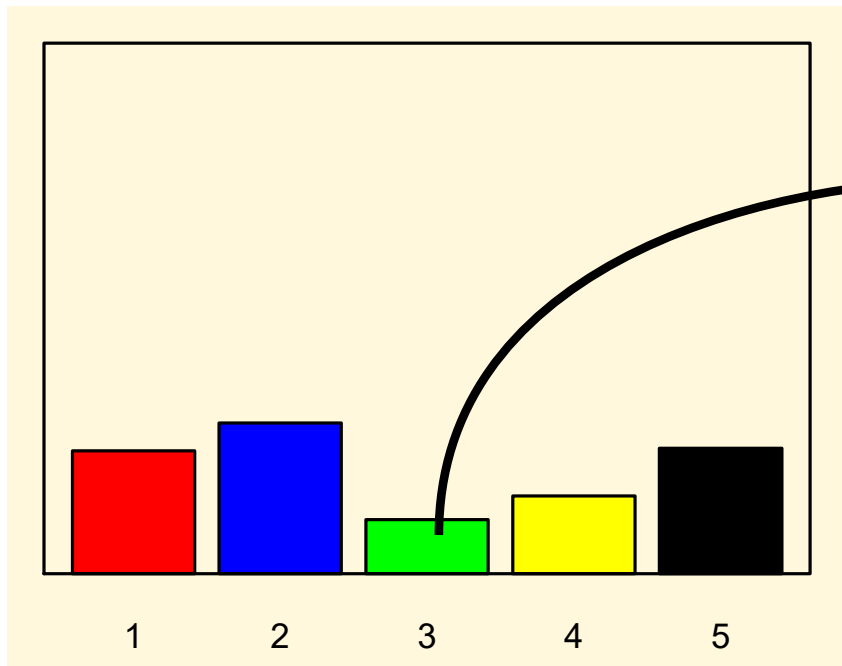
- 1 Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.
- 2 Randomly choose a word from the distribution over the vocabulary that the topic implies.



Second Part

Then, for every **word** in the document...

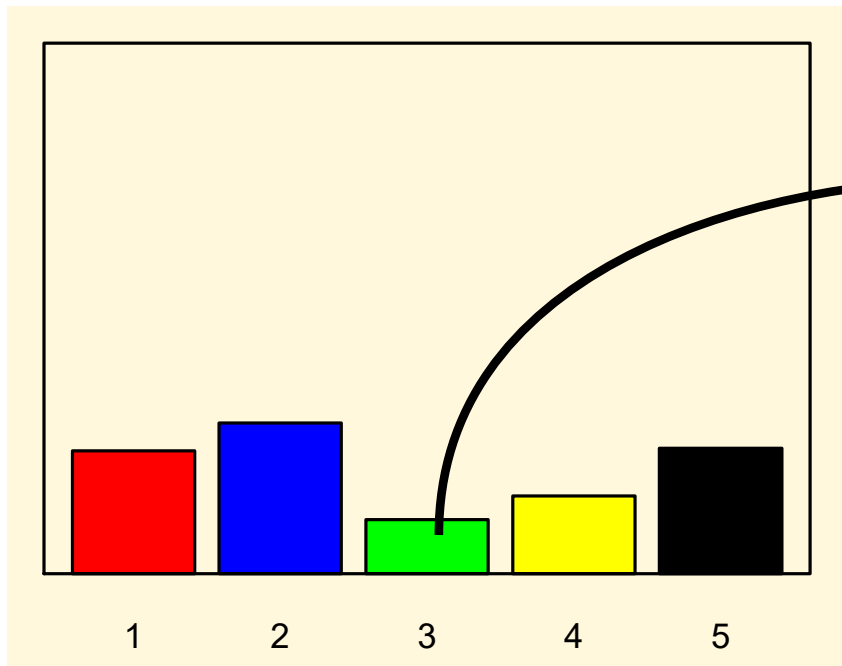
- 1 Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.
- 2 Randomly choose a word from the distribution over the vocabulary that the topic implies.



Second Part

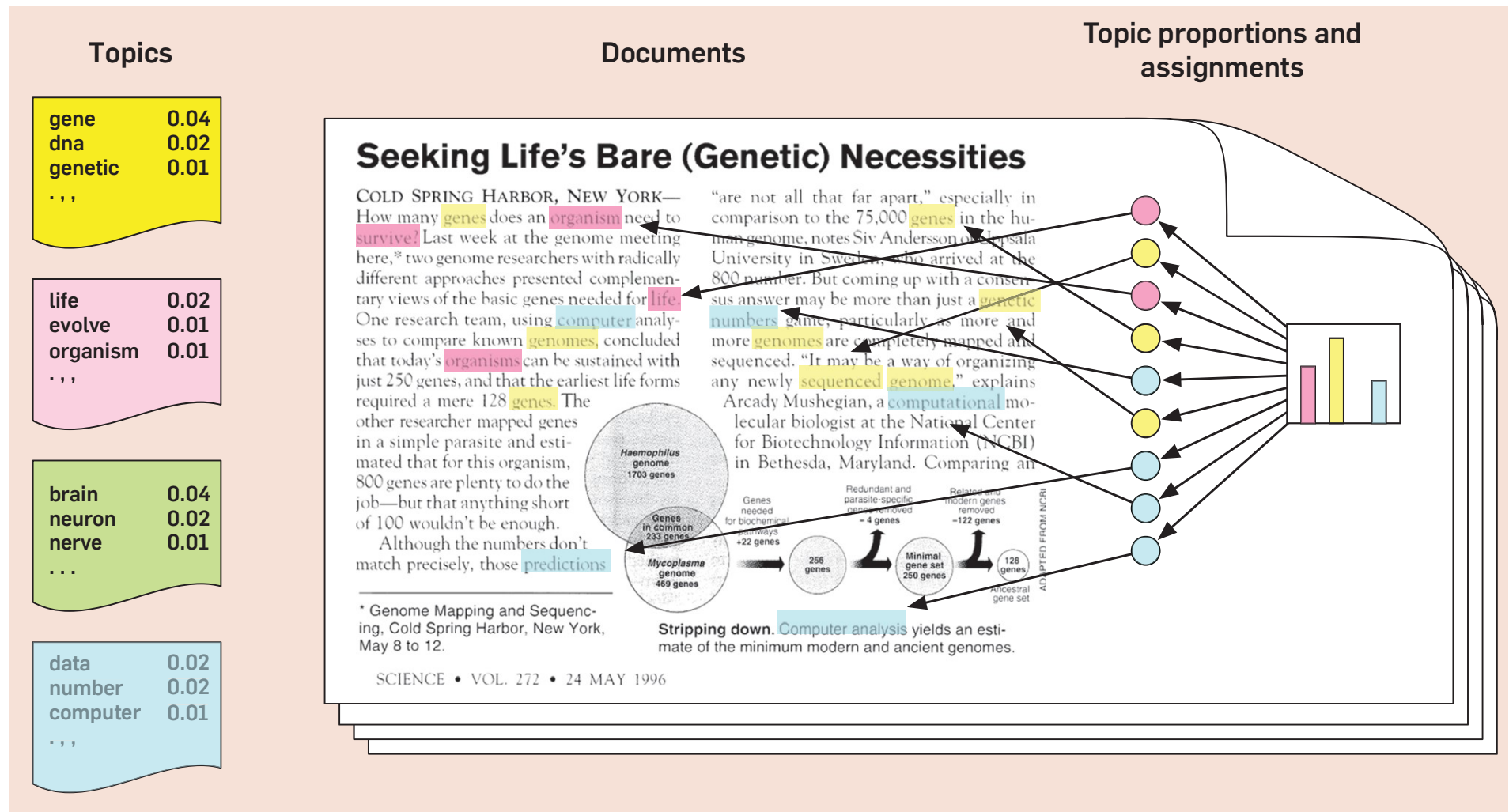
Then, for every **word** in the document...

- 1 Randomly choose a topic from the distribution over topics from step 1.
- 2 Randomly choose a word from the distribution over the vocabulary that the topic implies.



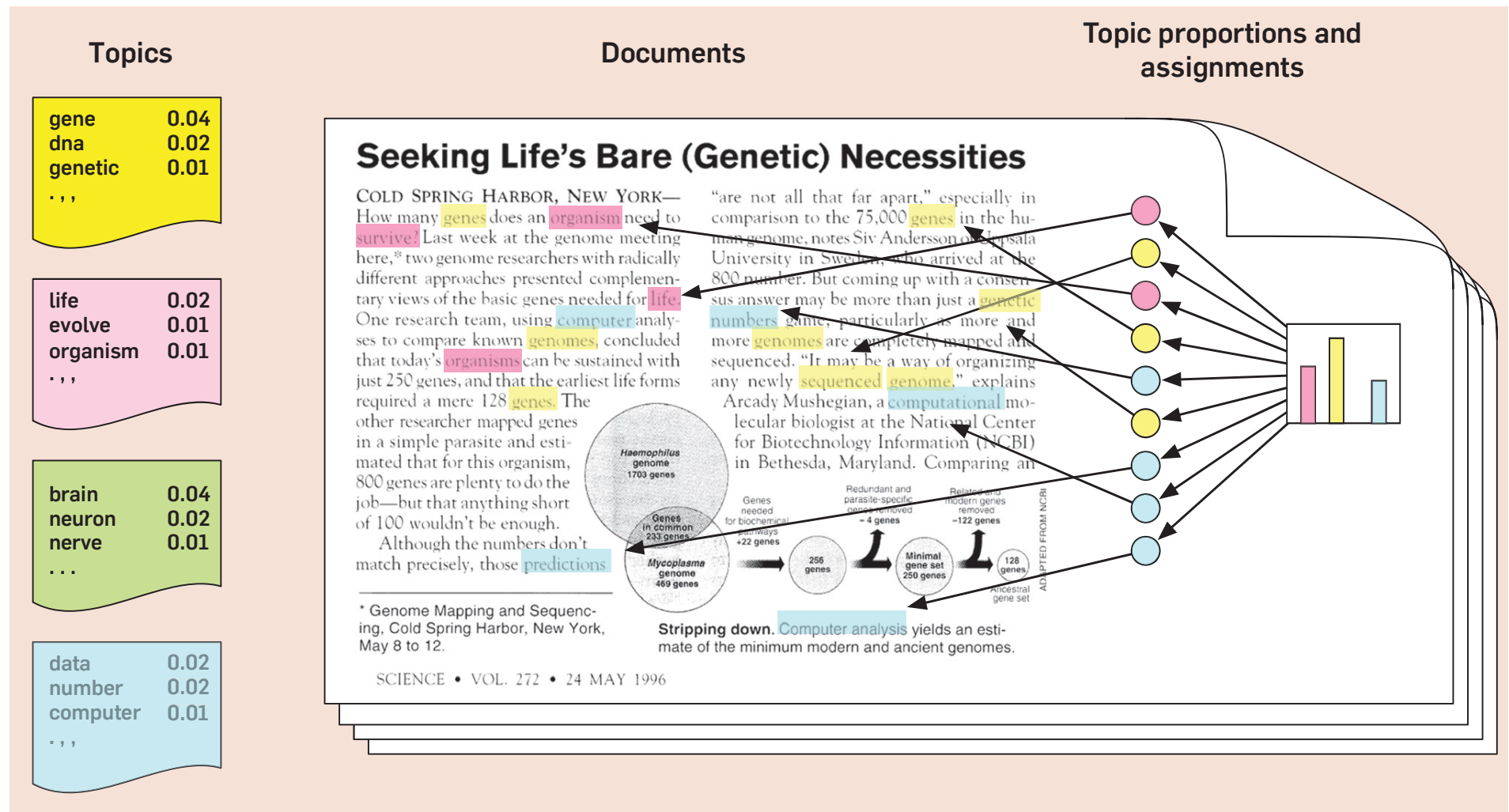
Topic Modeling a Document (Blei, 2012)

Topic Modeling a Document (Blei, 2012)



Note that all documents share **same** set of topics:

Topic Modeling a Document (Blei, 2012)



Note that all documents share **same** set of topics: but some (e.g. **neuro**) may be (basically) absent in a given document.

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable.

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are latent.

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

And Dirichlet is used for the **allocation** of the words in the documents to different topics:

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

And Dirichlet is used for the **allocation** of the words in the documents to different topics: it is used as a prior over the distribution of words (which define the topics).

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

And Dirichlet is used for the **allocation** of the words in the documents to different topics: it is used as a prior over the distribution of words (which define the topics).

→ **Latent**

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

And Dirichlet is used for the **allocation** of the words in the documents to different topics: it is used as a prior over the distribution of words (which define the topics).

→ **Latent Dirichlet**

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

And Dirichlet is used for the **allocation** of the words in the documents to different topics: it is used as a prior over the distribution of words (which define the topics).

→ **Latent Dirichlet Allocation.**

Notes

Some of our variables—the documents which contain the words—are observable. But, topic structure—topics themselves, per-document topic distributions, per-document per-word topic assignments—are **latent**.

We need a distribution from which to draw the per-document topic distribution. We use a **Dirichlet** distribution as a prior for that.

And Dirichlet is used for the **allocation** of the words in the documents to different topics: it is used as a prior over the distribution of words (which define the topics).

→ **Latent Dirichlet Allocation. LDA**.

Results

For a user-selected k , a typical implementation of LDA will return...

Results

For a user-selected k , a typical implementation of LDA will return...

The word distribution for each topic.

Results

For a user-selected k , a typical implementation of LDA will return...

The word distribution for each topic.

The topic distribution for each document.

Results

For a user-selected k , a typical implementation of LDA will return...

The word distribution for each topic.

The topic distribution for each document.

Some implementations allow you to estimate e.g. α , in which case this is also returned.

Results

For a user-selected k , a typical implementation of LDA will return...

The word distribution for each topic.

The topic distribution for each document.

Some implementations allow you to estimate e.g. α , in which case this is also returned. And perhaps some kind of fit statistic(s).

A Manifesto Example

A Manifesto Example

69 UK manifestos.

A Manifesto Example

69 UK manifestos. Some preprocessing.

A Manifesto Example

69 UK manifestos. Some preprocessing. Used topicmodels to fit five topics.

A Manifesto Example

69 UK manifestos. Some preprocessing. Used `topicmodels` to fit five topics. Has Gibbs sampling and variational options.

A Manifesto Example

69 UK manifestos. Some preprocessing. Used `topicmodels` to fit five topics. Has Gibbs sampling and variational options.

The (some selected) word distributions for each topic.

A Manifesto Example

69 UK manifestos. Some preprocessing. Used `topicmodels` to fit five topics. Has Gibbs sampling and variational options.

The (some selected) word distributions for each topic. Sum down the columns is one.

A Manifesto Example

69 UK manifestos. Some preprocessing. Used `topicmodels` to fit five topics. Has Gibbs sampling and variational options.

The (some selected) word distributions for each topic. Sum down the columns is one.

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
conservative	0.00188	0.00088	0.00185	0.00221	0.00168
party	0.00145	0.00067	0.00066	0.00577	0.00093
general	0.00073	0.00033	0.00018	0.00192	0.00040
election	0.00079	0.00053	0.00022	0.00235	0.00076
manifesto	0.00059	0.00078	0.00032	0.00099	0.00048
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Continued...

Continued...

‘Top’ 6 most frequent words in each topic:

Continued...

‘Top’ 6 most frequent words in each topic: might help interpretation (!)

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
1	people	new	[markup]	new	must
2	local	government	people	labour	government
3	government	people	new	government	labour
4	new	continue	work	people	shall
5	tax	can	[markup]	shall	can
6	liberal	conservative	support	britain	policy

Continued...

‘Top’ 6 most frequent words in each topic: might help interpretation (!)

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
1	people	new	[markup]	new	must
2	local	government	people	labour	government
3	government	people	new	government	labour
4	new	continue	work	people	shall
5	tax	can	[markup]	shall	can
6	liberal	conservative	support	britain	policy

Up to [analyst](#) to label the topics!

Continued...

‘Top’ 6 most frequent words in each topic: might help interpretation (!)

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
1	people	new	[markup]	new	must
2	local	government	people	labour	government
3	government	people	new	government	labour
4	new	continue	work	people	shall
5	tax	can	[markup]	shall	can
6	liberal	conservative	support	britain	policy

Up to [analyst](#) to label the topics!

Meaningless ‘junk’ topics not unusual:

Continued...

‘Top’ 6 most frequent words in each topic: might help interpretation (!)

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
1	people	new	[markup]	new	must
2	local	government	people	labour	government
3	government	people	new	government	labour
4	new	continue	work	people	shall
5	tax	can	[markup]	shall	can
6	liberal	conservative	support	britain	policy

Up to [analyst](#) to label the topics!

Meaningless ‘junk’ topics not unusual: debate as to whether one has to interpret [every](#) topic.

Continued

The topic distribution for each document...

Continued

The topic distribution for each document...

Continued

The topic distribution for each document...

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
doc 1	0.00009	0.00009	0.00009	0.00009	0.99965
doc 2	0.00011	0.00011	0.00011	0.00011	0.99954
doc 3	0.00010	0.00010	0.00010	0.00010	0.99959
doc 4	0.00006	0.00006	0.00006	0.00006	0.99978
doc 5	0.00002	0.00002	0.00002	0.00002	0.99991
doc 6	0.00019	0.00019	0.00019	0.00019	0.99924
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Continued

The topic distribution for each document...

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
doc 1	0.00009	0.00009	0.00009	0.00009	0.99965
doc 2	0.00011	0.00011	0.00011	0.00011	0.99954
doc 3	0.00010	0.00010	0.00010	0.00010	0.99959
doc 4	0.00006	0.00006	0.00006	0.00006	0.99978
doc 5	0.00002	0.00002	0.00002	0.00002	0.99991
doc 6	0.00019	0.00019	0.00019	0.00019	0.99924
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Practical Notes I

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**:

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed,

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed.

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed.

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed. Stemming seems less common.

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed. Stemming seems less common.

In most social science examples, the **number of topics**, K , is not picked automatically.

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed. Stemming seems less common.

In most social science examples, the **number of topics**, K , is not picked automatically. Analysts select various K s and check that their results are 'robust'. But see over.

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed. Stemming seems less common.

In most social science examples, the **number of topics**, K , is not picked automatically. Analysts select various K s and check that their results are 'robust'. But see over.

As with all **unsupervised** learning,

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed. Stemming seems less common.

In most social science examples, the **number of topics**, K , is not picked automatically. Analysts select various K s and check that their results are 'robust'. But see over.

As with all **unsupervised** learning, interpretation is non-trivial, and requires a lot of validation. Rant: 'just-so' stories abound. Lazy analysts conclude whatever they want.

Practical Notes I

Texts are usually **preprocessed**: stop words removed, (very) rare tokens removed. Punctuation often removed. Stemming seems less common.

In most social science examples, the **number of topics**, K , is not picked automatically. Analysts select various K s and check that their results are 'robust'. But see over.

As with all **unsupervised** learning, interpretation is non-trivial, and requires a lot of validation. Rant: 'just-so' stories abound. Lazy analysts conclude whatever they want.

Practical Notes II: Picking k

Practical Notes II: Picking k

Crudely: in social science,

Practical Notes II: Picking k

Crudely: in social science, researchers fit 'enough' topics until they see what they think they should.

Practical Notes II: Picking k

Crudely: in social science, researchers fit 'enough' topics until they see what they think they should. E.g. a certain topic—like finance suddenly peels off—so stop there.

Practical Notes II: Picking k

Crudely: in social science, researchers fit 'enough' topics until they see what they think they should. E.g. a certain topic—like finance suddenly peels off—so stop there.

→ Check findings are robust in the neighborhood: if best model has $k = 35$, check $k = 30 - 40$ yields similar inferences.

Practical Notes II: Picking k

Crudely: in social science, researchers fit ‘enough’ topics until they see what they think they should. E.g. a certain topic—like finance suddenly peels off—so stop there.

→ Check findings are robust in the neighborhood: if best model has $k = 35$, check $k = 30 - 40$ yields similar inferences.

NB: social scientists typically fit far fewer topics than CS, even to same data.

Practical Notes II: Picking k

Crudely: in social science, researchers fit ‘enough’ topics until they see what they think they should. E.g. a certain topic—like finance suddenly peels off—so stop there.

→ Check findings are robust in the neighborhood: if best model has $k = 35$, check $k = 30 - 40$ yields similar inferences.

NB: social scientists typically fit far fewer topics than CS, even to same data.

Picking k , continued...

Picking k , continued...

CS: split into training and test sets.

Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Pork to Policy (Catalinac, 2016)



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case:



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy.



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area.



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

① Rise of China?



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

- 1 Rise of China? Need to focus on security.



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

- ① Rise of China? Need to focus on security.

vs.

- ② Change in Electoral System?



Pork to Policy (Catalinac, 2016)

Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

- ① Rise of China? Need to focus on security.

vs.

- ② Change in Electoral System? Moved from promising **pork** to having to deliver **policy** as part of Westminster-style polity.

Pork to Policy (Catalinac, 2016)



Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

① Rise of China? Need to focus on security.

vs.

② Change in Electoral System? Moved from promising **pork** to having to deliver **policy** as part of Westminster-style polity.

To decide, we need data source that covers all lower house **legislators**

Pork to Policy (Catalinac, 2016)



Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

① Rise of China? Need to focus on security.

vs.

② Change in Electoral System? Moved from promising **pork** to having to deliver **policy** as part of Westminster-style polity.

To decide, we need data source that covers all lower house **legislators** where they set out their **policy priorities** over time.

Pork to Policy (Catalinac, 2016)



Japan is a curious IR case: wealthy post-war not very interested in foreign policy. Recent times have seen a (re-)emergence in this area. Why?

① Rise of China? Need to focus on security.

vs.

② Change in Electoral System? Moved from promising **pork** to having to deliver **policy** as part of Westminster-style polity.

To decide, we need data source that covers all lower house **legislators** where they set out their **policy priorities** over time. See if/when they shift priorities.

Manifestos

Manifestos

自由民主党公認
のろた芳成
ほうせい
五十六歳

青年に働く場を
ふるさと秋田に活力を

意
活
増
守
希
欄
豊

我が県の誇り、鉱山が円高不況の犠牲となつてゐる今、緊急融資や教鉱土木事業等の実施を強く迫る。

公共住宅や公共建築物の木造化を推進。木材産業の活性化を図る。

建設業の景気拡大のため、公共事業のいつその増額確保にはずみをつける。

輸入米の阻止、やる気の出る米価確保はのろたに課せられた使命。

高速交通体系の速やかな整備と、それに伴う先端産業の誘致で若者の働く場所を確保。親、子、孫が希望を持って生活できる豊かな郷土づくりを目指す。

高齢化社会を迎え、老人、母と子の健康と幸せを守る福祉の充実を図る。

心の原点、ふるさと創りに全力。政治の眼を秋田へ向けさせ、二十一世紀の豊かな秋田を目指す。

主な経歴と役職

昭和4年 鹿代市に生まれる
昭和52年 参議院議員
昭和56年 参議院議員
第14次参議院議長
参議院公民党幹事長
秋田県大防衛庁次官兼
秋田県議員

自由民主党秋田県連合会
建設部会長代理
建設部会副会長
全国組織委員会全日本会長
経済委員会副会長
国土開発特別委員会委員長
国土開発特別委員会副委員長
国土開発特別委員会副委員長
副委員長
参議院議員

Manifestos

自由民主党公認
のろた芳成
ほうせい
五十六歳

青年に働く場を
ふるさと秋田に活力を

意
活
増
守
希
欄
豊

我が県の誇り、鉱山が円高不況の犠牲となつてゐる今、緊急融資や教鉱土木事業等の実施を強く迫る。

公共住宅や公共建築物の木造化を推進。木材産業の活性化を図る。

建設業の景気拡大のため、公共事業のいつその増額確保にはずみをつける。

輸入米の阻止、やる気の出る米価確保はのろたに課せられた使命。

高速交通体系の速やかな整備と、それに伴う先端産業の誘致で若者の働く場所を確保。親、子、孫が希望を持って生活できる豊かな郷土づくりを目指す。

高齢化社会を迎え、老人、母と子の健康と幸せを守る福祉の充実を図る。

心の原点、ふるさと創りに全力。政治の眼を秋田へ向けさせ、二十一世紀の豊かな秋田を目指す。

主な経歴と役職

昭和4年 鹿代市に生まれる
昭和52年 参議院議員
昭和56年 参議院議員
第14次参議院議長
参議院公民党幹事長
秋田県大防衛庁次官兼
秋田県議員

自由民主党秋田県連合会
建設部会長代理
建設部会副会長
全国組織委員会全日本会長
経済委員会副会長
国土開発特別委員会委員長
国土開発特別委員会副委員長
国土開発特別委員会副委員長
副委員長
参議院議員

7,497.

Manifestos

自由民主党公認
のろた芳成
ほうせい
五十六歳

青年に働く場を
ふるさと秋田に活力を

意
活
増
守
希
欄
豊

我が県の誇り、鉱山が円高不況の犠牲となつてゐる今、緊急融資や教鉱土木事業等の実施を強く迫る。

公共住宅や公共建築物の木造化を推進。木材産業の活性化を図る。

建設業の景気拡大のため、公共事業のいつその増額確保にはずみをつける。

輸入米の阻止、やる気の出る米価確保はのろたに課せられた使命。

高速交通体系の速やかな整備と、それに伴う先端産業の誘致で若者の働く場所を確保。親、子、孫が希望を持って生活できる豊かな郷土づくりを目指す。

高齢化社会を迎え、老人、母と子の健康と幸せを守る福祉の充実を図る。

心の原点、ふるさと創りに全力。政治の眼を秋田へ向けさせ、二十一世紀の豊かな秋田を目指す。

主な経歴と役職

昭和4年 鹿代市に生まれる
昭和52年 参議院議員
昭和56年 参議院議員
第14次参議院議長
参議院公民党幹事長
秋田県大防衛庁次官兼
秋田県議員

自由民主党秋田県連合会
建設部会長代理
建設部会副会長
全国組織委員会全日本会長
経済委員会副会長
国土開発特別委員会委員長
国土開発特別委員会副委員長
国土開発特別委員会副委員長
副委員長
参議院議員

7,497. 1986–2009.

Manifestos

自由民主党公認
のろた芳成
ほうせい
五十六歳

青年に働く場を
ふるさと秋田に活力を

意
活
増
守
希
欄
豊

我が県の誇り、鉱山が円高不況の犠牲となつてゐる今、緊急融資や教鉱土木事業等の実施を強く迫る。

公共住宅や公共建築物の木造化を推進。木材産業の活性化を図る。

建設業の景気拡大のため、公共事業のいつその増額確保にはずみをつける。

輸入米の阻止、やる気の出る米価確保はのろたに課せられた使命。

高速交通体系の速やかな整備と、それに伴う先端産業の誘致で若者の働く場所を確保。親、子、孫が希望を持って生活できる豊かな郷土づくりを目指す。

高齢化社会を迎え、老人、母と子の健康と幸せを守る福祉の充実を図る。

心の原点、ふるさと創りに全力。政治の眼を秋田へ向けさせ、二十一世紀の豊かな秋田を目指す。

主な経歴と役職

昭和4年 鹿代市に生まれる
昭和52年 参議院議員
昭和56年 参議院議員
第14次参議院議長
参議院公民党幹事長
秋田県大防衛庁次官兼
秋田県議員

自由民主党秋田県連合会
建設部会長代理
建設部会副会長
全国組織委員会全日本会長
経済委員会副会長
国土開発特別委員会委員長
国土開発特別委員会副委員長
国土開発特別委員会副委員長
副委員長
参議院議員

7,497. 1986–2009. Standardized form.

Manifestos

自由民主党公認
のろた芳成
ほうせい
五十六歳

青年に働く場を
ふるさと秋田に活力を

意
活
増
守
希
欄
豊

我が県の誇り、鉱山が円高不況の犠牲となつてゐる今、緊急融資や教鉱土木事業等の実施を強く迫る。

公共住宅や公共建築物の木造化を推進。木材産業の活性化を図る。

建設業の景気拡大のため、公共事業のいつその増額確保にはずみをつける。

輸入米の阻止、やる気の出る米価確保はのろたに課せられた使命。

高速交通体系の速やかな整備と、それに伴う先端産業の誘致で若者の働く場所を確保。親、子、孫が希望を持って生活できる豊かな郷土づくりを目指す。

高齢化社会を迎え、老人、母と子の健康と幸せを守る福祉の充実を図る。

心の原点、ふるさと創りに全力。政治の眼を秋田へ向けさせ、二十一世紀の豊かな秋田を目指す。

主な経歴と役職

昭和4年 鹿代市に生まれる
昭和52年 参議院議員
昭和56年 参議院議員
第14次参議院議長
参議院公民党幹事長
秋田県大防衛庁次官兼
秋田県議員

自由民主党秋田県連合会
建設部会長代理
建設部会副会長
全国組織委員会全日本会長
経済委員会副会長
国土開発特別委員会委員長
国土開発特別委員会副委員長
国土開発特別委員会副委員長
副委員長
参議院議員

7,497. 1986–2009. Standardized form.

“...instructed to write whatever they want in the form and return it before 5 PM of the first day of the campaign. At least two days before the election, local electoral commissions are required to distribute the forms of all candidates running in the district to all registered voters”

Manifestos

7,497. 1986–2009. Standardized form.

“... instructed to write whatever they want in the form and return it before 5 PM of the first day of the campaign. At least two days before the election, local electoral commissions are required to distribute the forms of all candidates running in the district to all registered voters”

Manifestos were [hand transcribed](#) from microfilm.

Manifestos

主な経歴と役職

- 昭和4年 能代市に生まれる
- 昭和52年 参議院議員
- 昭和55年 衆議院議員
- 昭和58年 参議院議員
- 昭和61年 参議院議員
- 昭和64年 参議院議員
- 昭和67年 参議院議員
- 昭和70年 参議院議員
- 昭和73年 参議院議員
- 昭和76年 参議院議員
- 昭和79年 参議院議員
- 昭和82年 参議院議員
- 昭和85年 参議院議員
- 昭和88年 参議院議員
- 昭和91年 参議院議員
- 昭和94年 参議院議員
- 昭和97年 参議院議員
- 昭和100年 参議院議員
- 昭和103年 参議院議員
- 昭和106年 参議院議員
- 昭和109年 参議院議員
- 昭和112年 参議院議員
- 昭和115年 参議院議員
- 昭和118年 参議院議員
- 昭和121年 参議院議員
- 昭和124年 参議院議員
- 昭和127年 参議院議員
- 昭和130年 参議院議員
- 昭和133年 参議院議員
- 昭和136年 参議院議員
- 昭和139年 参議院議員
- 昭和142年 参議院議員
- 昭和145年 参議院議員
- 昭和148年 参議院議員
- 昭和151年 参議院議員
- 昭和154年 参議院議員
- 昭和157年 参議院議員
- 昭和160年 参議院議員
- 昭和163年 参議院議員
- 昭和166年 参議院議員
- 昭和169年 参議院議員
- 昭和172年 参議院議員
- 昭和175年 参議院議員
- 昭和178年 参議院議員
- 昭和181年 参議院議員
- 昭和184年 参議院議員
- 昭和187年 参議院議員
- 昭和190年 参議院議員
- 昭和193年 参議院議員
- 昭和196年 参議院議員
- 昭和199年 参議院議員
- 昭和202年 参議院議員
- 昭和205年 参議院議員
- 昭和208年 参議院議員
- 昭和211年 参議院議員
- 昭和214年 参議院議員
- 昭和217年 参議院議員
- 昭和220年 参議院議員
- 昭和223年 参議院議員
- 昭和226年 参議院議員
- 昭和229年 参議院議員
- 昭和232年 参議院議員
- 昭和235年 参議院議員
- 昭和238年 参議院議員
- 昭和241年 参議院議員
- 昭和244年 参議院議員
- 昭和247年 参議院議員
- 昭和250年 参議院議員
- 昭和253年 参議院議員
- 昭和256年 参議院議員
- 昭和259年 参議院議員
- 昭和262年 参議院議員
- 昭和265年 参議院議員
- 昭和268年 参議院議員
- 昭和271年 参議院議員
- 昭和274年 参議院議員
- 昭和277年 参議院議員
- 昭和280年 参議院議員
- 昭和283年 参議院議員
- 昭和286年 参議院議員
- 昭和289年 参議院議員
- 昭和292年 参議院議員
- 昭和295年 参議院議員
- 昭和298年 参議院議員
- 昭和301年 参議院議員
- 昭和304年 参議院議員
- 昭和307年 参議院議員
- 昭和310年 参議院議員
- 昭和313年 参議院議員
- 昭和316年 参議院議員
- 昭和319年 参議院議員
- 昭和322年 参議院議員
- 昭和325年 参議院議員
- 昭和328年 参議院議員
- 昭和331年 参議院議員
- 昭和334年 参議院議員
- 昭和337年 参議院議員
- 昭和340年 参議院議員
- 昭和343年 参議院議員
- 昭和346年 参議院議員
- 昭和349年 参議院議員
- 昭和352年 参議院議員
- 昭和355年 参議院議員
- 昭和358年 参議院議員
- 昭和361年 参議院議員
- 昭和364年 参議院議員
- 昭和367年 参議院議員
- 昭和370年 参議院議員
- 昭和373年 参議院議員
- 昭和376年 参議院議員
- 昭和379年 参議院議員
- 昭和382年 参議院議員
- 昭和385年 参議院議員
- 昭和388年 参議院議員
- 昭和391年 参議院議員
- 昭和394年 参議院議員
- 昭和397年 参議院議員
- 昭和400年 参議院議員
- 昭和403年 参議院議員
- 昭和406年 参議院議員
- 昭和409年 参議院議員
- 昭和412年 参議院議員
- 昭和415年 参議院議員
- 昭和418年 参議院議員
- 昭和421年 参議院議員
- 昭和424年 参議院議員
- 昭和427年 参議院議員
- 昭和430年 参議院議員
- 昭和433年 参議院議員
- 昭和436年 参議院議員
- 昭和439年 参議院議員
- 昭和442年 参議院議員
- 昭和445年 参議院議員
- 昭和448年 参議院議員
- 昭和451年 参議院議員
- 昭和454年 参議院議員
- 昭和457年 参議院議員
- 昭和460年 参議院議員
- 昭和463年 参議院議員
- 昭和466年 参議院議員
- 昭和469年 参議院議員
- 昭和472年 参議院議員
- 昭和475年 参議院議員
- 昭和478年 参議院議員
- 昭和481年 参議院議員
- 昭和484年 参議院議員
- 昭和487年 参議院議員
- 昭和490年 参議院議員
- 昭和493年 参議院議員
- 昭和496年 参議院議員
- 昭和499年 参議院議員
- 昭和502年 参議院議員
- 昭和505年 参議院議員
- 昭和508年 参議院議員
- 昭和511年 参議院議員
- 昭和514年 参議院議員
- 昭和517年 参議院議員
- 昭和520年 参議院議員
- 昭和523年 参議院議員
- 昭和526年 参議院議員
- 昭和529年 参議院議員
- 昭和532年 参議院議員
- 昭和535年 参議院議員
- 昭和538年 参議院議員
- 昭和541年 参議院議員
- 昭和544年 参議院議員
- 昭和547年 参議院議員
- 昭和550年 参議院議員
- 昭和553年 参議院議員
- 昭和556年 参議院議員
- 昭和559年 参議院議員
- 昭和562年 参議院議員
- 昭和565年 参議院議員
- 昭和568年 参議院議員
- 昭和571年 参議院議員
- 昭和574年 参議院議員
- 昭和577年 参議院議員
- 昭和580年 参議院議員
- 昭和583年 参議院議員
- 昭和586年 参議院議員
- 昭和589年 参議院議員
- 昭和592年 参議院議員
- 昭和595年 参議院議員
- 昭和598年 参議院議員
- 昭和601年 参議院議員
- 昭和604年 参議院議員
- 昭和607年 参議院議員
- 昭和610年 参議院議員
- 昭和613年 参議院議員
- 昭和616年 参議院議員
- 昭和619年 参議院議員
- 昭和622年 参議院議員
- 昭和625年 参議院議員
- 昭和628年 参議院議員
- 昭和631年 参議院議員
- 昭和634年 参議院議員
- 昭和637年 参議院議員
- 昭和640年 参議院議員
- 昭和643年 参議院議員
- 昭和646年 参議院議員
- 昭和649年 参議院議員
- 昭和652年 参議院議員
- 昭和655年 参議院議員
- 昭和658年 参議院議員
- 昭和661年 参議院議員
- 昭和664年 参議院議員
- 昭和667年 参議院議員
- 昭和670年 参議院議員
- 昭和673年 参議院議員
- 昭和676年 参議院議員
- 昭和679年 参議院議員
- 昭和682年 参議院議員
- 昭和685年 参議院議員
- 昭和688年 参議院議員
- 昭和691年 参議院議員
- 昭和694年 参議院議員
- 昭和697年 参議院議員
- 昭和700年 参議院議員
- 昭和703年 参議院議員
- 昭和706年 参議院議員
- 昭和709年 参議院議員
- 昭和712年 参議院議員
- 昭和715年 参議院議員
- 昭和718年 参議院議員
- 昭和721年 参議院議員
- 昭和724年 参議院議員
- 昭和727年 参議院議員
- 昭和730年 参議院議員
- 昭和733年 参議院議員
- 昭和736年 参議院議員
- 昭和739年 参議院議員
- 昭和742年 参議院議員
- 昭和745年 参議院議員
- 昭和748年 参議院議員
- 昭和751年 参議院議員
- 昭和754年 参議院議員
- 昭和757年 参議院議員
- 昭和760年 参議院議員
- 昭和763年 参議院議員
- 昭和766年 参議院議員
- 昭和769年 参議院議員
- 昭和772年 参議院議員
- 昭和775年 参議院議員
- 昭和778年 参議院議員
- 昭和781年 参議院議員
- 昭和784年 参議院議員
- 昭和787年 参議院議員
- 昭和790年 参議院議員
- 昭和793年 参議院議員
- 昭和796年 参議院議員
- 昭和799年 参議院議員
- 昭和802年 参議院議員
- 昭和805年 参議院議員
- 昭和808年 参議院議員
- 昭和811年 参議院議員
- 昭和814年 参議院議員
- 昭和817年 参議院議員
- 昭和820年 参議院議員
- 昭和823年 参議院議員
- 昭和826年 参議院議員
- 昭和829年 参議院議員
- 昭和832年 参議院議員
- 昭和835年 参議院議員
- 昭和838年 参議院議員
- 昭和841年 参議院議員
- 昭和844年 参議院議員
- 昭和847年 参議院議員
- 昭和850年 参議院議員
- 昭和853年 参議院議員
- 昭和856年 参議院議員
- 昭和859年 参議院議員
- 昭和862年 参議院議員
- 昭和865年 参議院議員
- 昭和868年 参議院議員
- 昭和871年 参議院議員
- 昭和874年 参議院議員
- 昭和877年 参議院議員
- 昭和880年 参議院議員
- 昭和883年 参議院議員
- 昭和886年 参議院議員
- 昭和889年 参議院議員
- 昭和892年 参議院議員
- 昭和895年 参議院議員
- 昭和898年 参議院議員
- 昭和901年 参議院議員
- 昭和904年 参議院議員
- 昭和907年 参議院議員
- 昭和910年 参議院議員
- 昭和913年 参議院議員
- 昭和916年 参議院議員
- 昭和919年 参議院議員
- 昭和922年 参議院議員
- 昭和925年 参議院議員
- 昭和928年 参議院議員
- 昭和931年 参議院議員
- 昭和934年 参議院議員
- 昭和937年 参議院議員
- 昭和940年 参議院議員
- 昭和943年 参議院議員
- 昭和946年 参議院議員
- 昭和949年 参議院議員
- 昭和952年 参議院議員
- 昭和955年 参議院議員
- 昭和958年 参議院議員
- 昭和961年 参議院議員
- 昭和964年 参議院議員
- 昭和967年 参議院議員
- 昭和970年 参議院議員
- 昭和973年 参議院議員
- 昭和976年 参議院議員
- 昭和979年 参議院議員
- 昭和982年 参議院議員
- 昭和985年 参議院議員
- 昭和988年 参議院議員
- 昭和991年 参議院議員
- 昭和994年 参議院議員
- 昭和997年 参議院議員
- 昭和1000年 参議院議員

「実行」の二文字を胸に刻んで

のりた

希望

高齢化社会を迎え、老人、母と子の健康と幸せを守る福祉の充実を図る。

心の原点、ふるさと創りに全力。政治の眼を秋田へ向けさせ、二十一世紀の豊かな秋田を目指す。

急

我が県の誇り、鉱山が円高不況の犠牲となつていく今、緊急融資や救済土木事業等の実施を強く迫る。

活

公共住宅や公共建築物の木造化を推進。木材産業の活性化を図る。

増

建設業の景気拡大のため、公共事業のいっそうの増額確保にはずみをつける。

守

輸入米の阻止、やる気の出る米価確保はのろたに課せられた使命。

希

高速交通体系の速やかな整備と、それに伴う先端産業の誘致で若者の働く場所を確保。親、子、孫が希望を持って生活できる豊かな郷土づくりを目指す。

自由民主党公認

のりた 芳成

ほうせい

五十六歳

7,497. 1986–2009. Standardized form.

“... instructed to write whatever they want in the form and return it before 5 PM of the first day of the campaign. At least two days before the election, local electoral commissions are required to distribute the forms of all candidates running in the district to all registered voters”

Manifestos were [hand transcribed](#) from microfilm. Japanese install of Windows/R used to fit LDA.

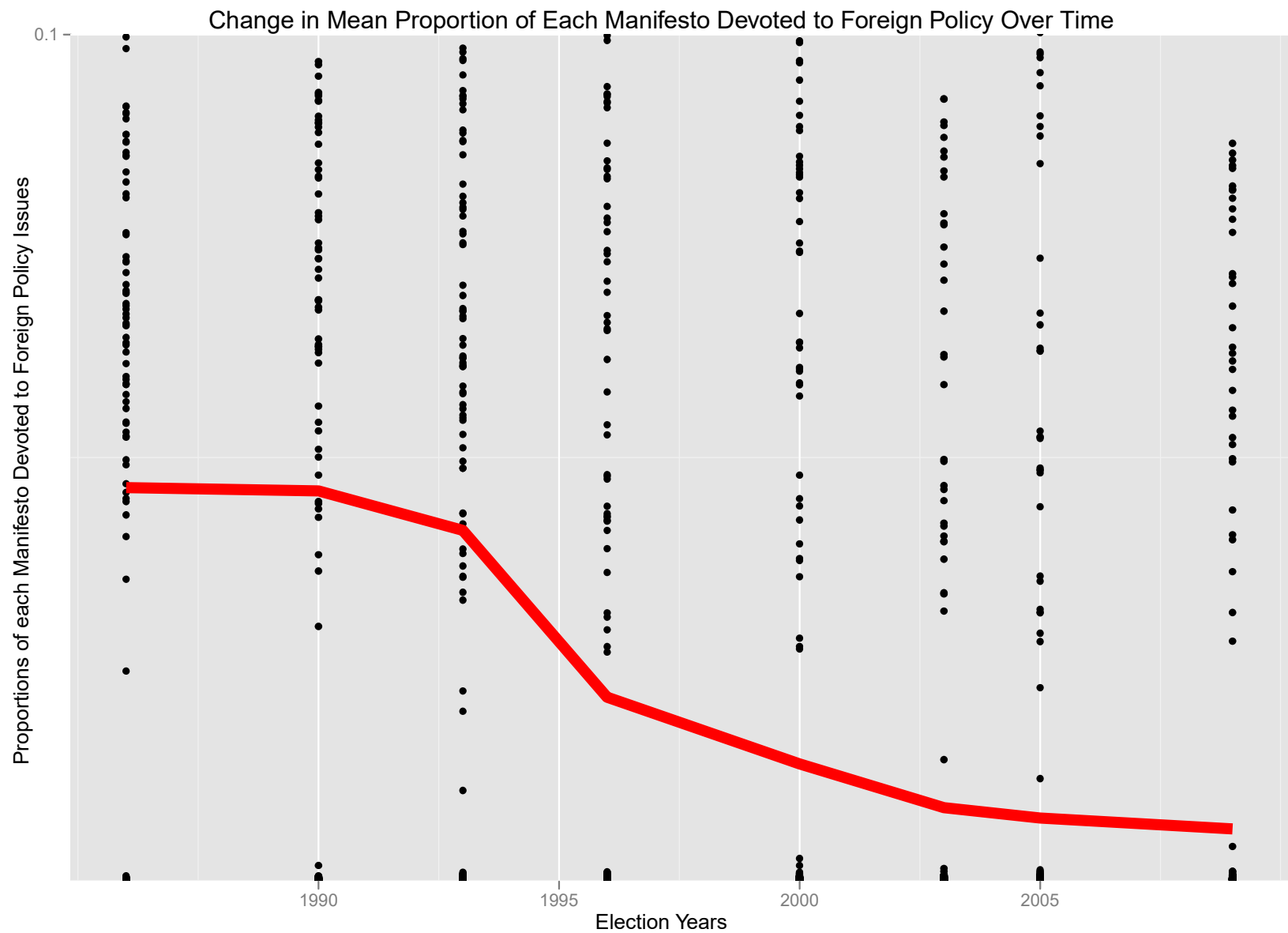
Topic Distribution over Words

Topic Distribution over Words

Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5	Topic 6
1 改革	年金	推進	区	政治	日本
2 郵政	円	整備	政策	改革	国
3 民営	廃止	図る	地域	国民	外交
4 小泉	改革	つとめる	まち	企業	国家
5 構通	兆	社会	鹿児島	自民党	社会
6 政府	実現	対策	全力	日本	国民
7 官	無駄	振興	選挙	共産党	保障
8 推進	日本	元実	国政	献金	安全
9 民	増税	促進	作り	金権	地域
10 自民党	削減	安定	横浜	党	拉致
11 日本	一元化	確立	対策	選挙	経済
12 制度	政権	企業	中小	禁止	守る
13 民間	子供	実現	発電	憲法	問題
14 年金	地域	中小	推進	腐敗	北朝鮮
15 実現	ひと	育成	エネルギー	団体	教育
16 進める	サラリーマン	制度	企業	区	責任
17 断行	制度	政治	声	ソ連	力
18 地方	議員	地域	実現	守る	創る
19 止める	金	福祉	活性	平和	安心
20 保障	民主党	事業	自民党	円	目指す
21 財政	年間	改革	地方	反対	調り
22 作る	一掃	確保	尽くす	真	憲法
23 賛成	郵政	強化	商店	是正	可能
24 社会	道路	教育	いかす	一掃	道
25 国民	交代	施設	全国	憲政	未来
26 公務員	社会保険庁	生活	政党	抜本	ひと
27 力	月額	支援	ひと	定数	再生
28 経済	手当	環境	支援	政党	将来
29 国	談合	発展	経済	金丸	解決
30 安心	支援	施策	福祉	改革	基本

Change in proportion of 'Pork' Topic

Change in proportion of 'Pork' Topic



Change in proportion of 'Foreign Policy' Topic

Change in proportion of 'Foreign Policy' Topic

