言語統計力学シンポジウム

単語分散表現の結合学習による通時的な単語の意味変化の検出

相田太一
東京都立大学 自然言語処理研究室

背景:単語の意味・用法の変化

単語は以下の条件で異なる使われ方をする

- 異なる**時期**
  - meat: *食べ物全般*(**古英語**)→*動物の肉*(**近代英語**)
  - 了解: *理解*(**戦前**)→*承知*(**戦後**)
- 異なる**分野**
  - interface: *境界*(**一般**)→*ソフトウェア*(**情報**)

→この違いの検出は言語学・社会学・辞書学において有用

背景：単語の意味・用法の変化

単語は以下の条件で異なる使われ方をする

- 異なる**時期**
  - meat：*食べ物全般*（**古英語**）→*動物の肉*（**近代英語**）
  - 了解：*理解*（**戦前**）→*承知*（**戦後**）
- 異なる**分野**
  - interface：*境界*（**一般**）→*ソフトウェア*（**情報**）

→この違いの検出は言語学・社会学・辞書学において有用

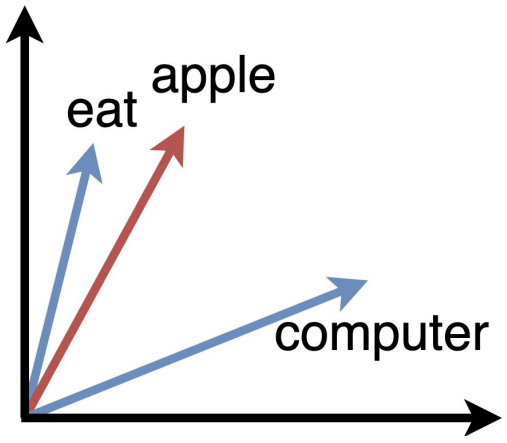
どのように？
例）各単語の全用例を確認して判別…

背景：単語の意味・用法の変化

情報科学では**単語ベクトル**による調査が主流

周辺の単語情報から学習（例：apple 🍎，💻）

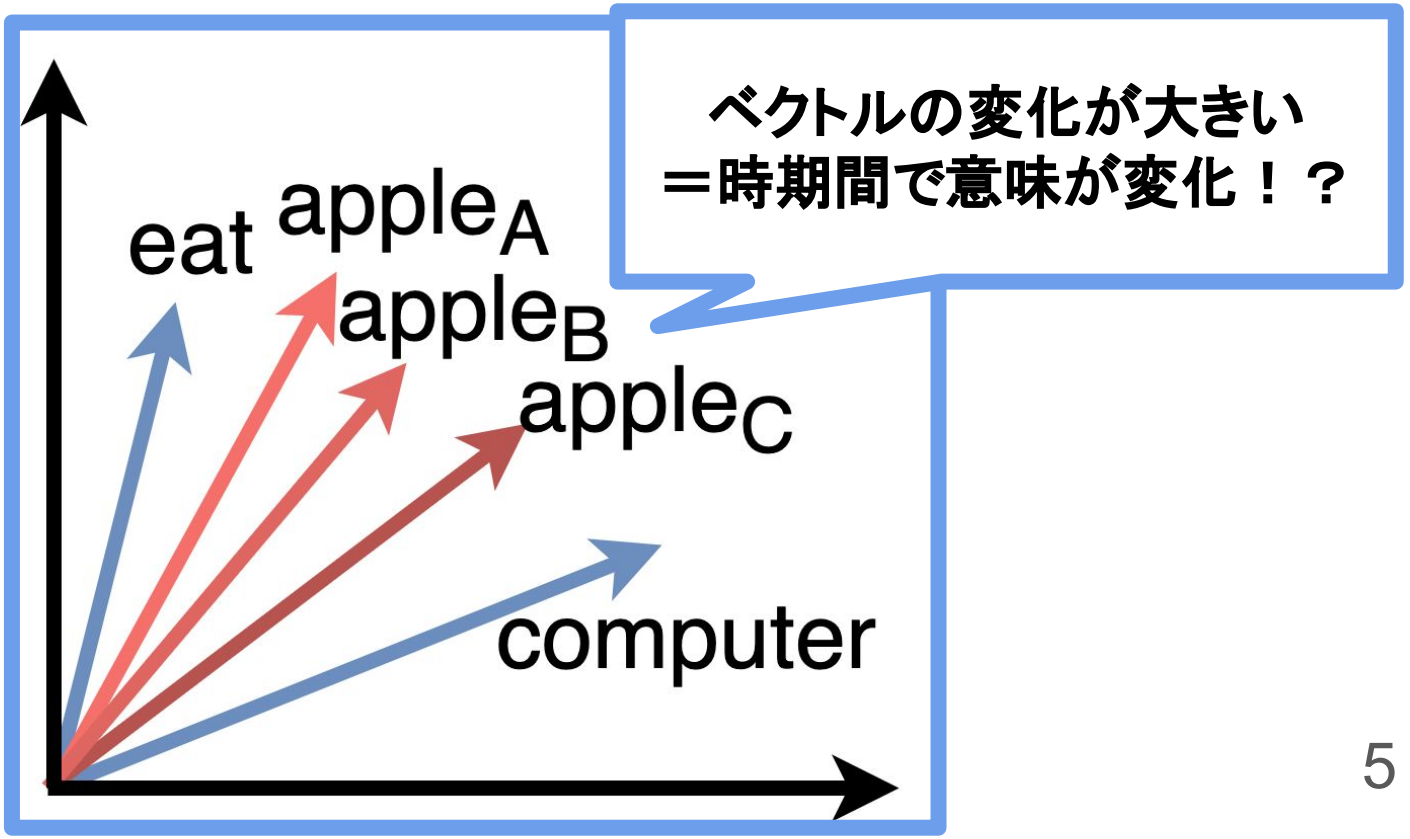
- I eat an **apple** every morning .
- He is eating an **apple** .
- I am an **apple** user.



背景：単語の意味・用法の変化

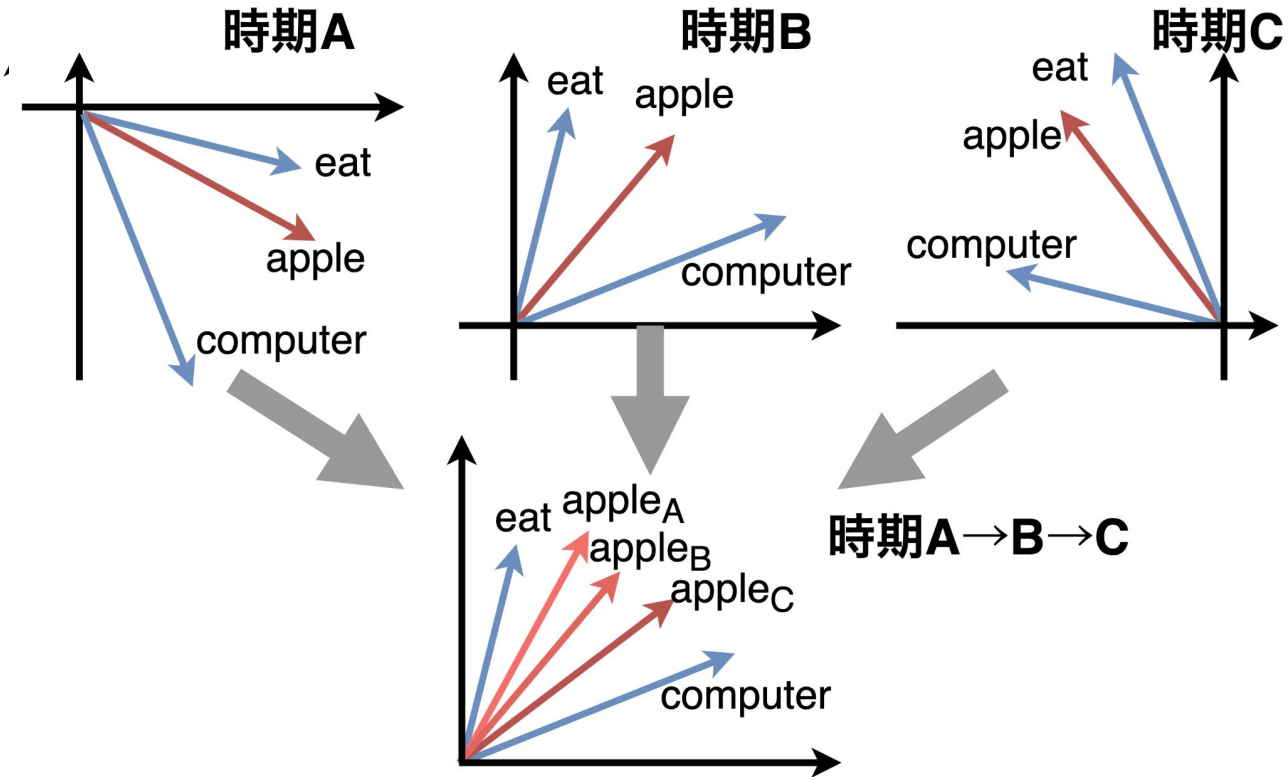
情報科学では**単語ベクトル**による調査が主流

例）時期A→B→Cにおける単語 **“apple”** の変化



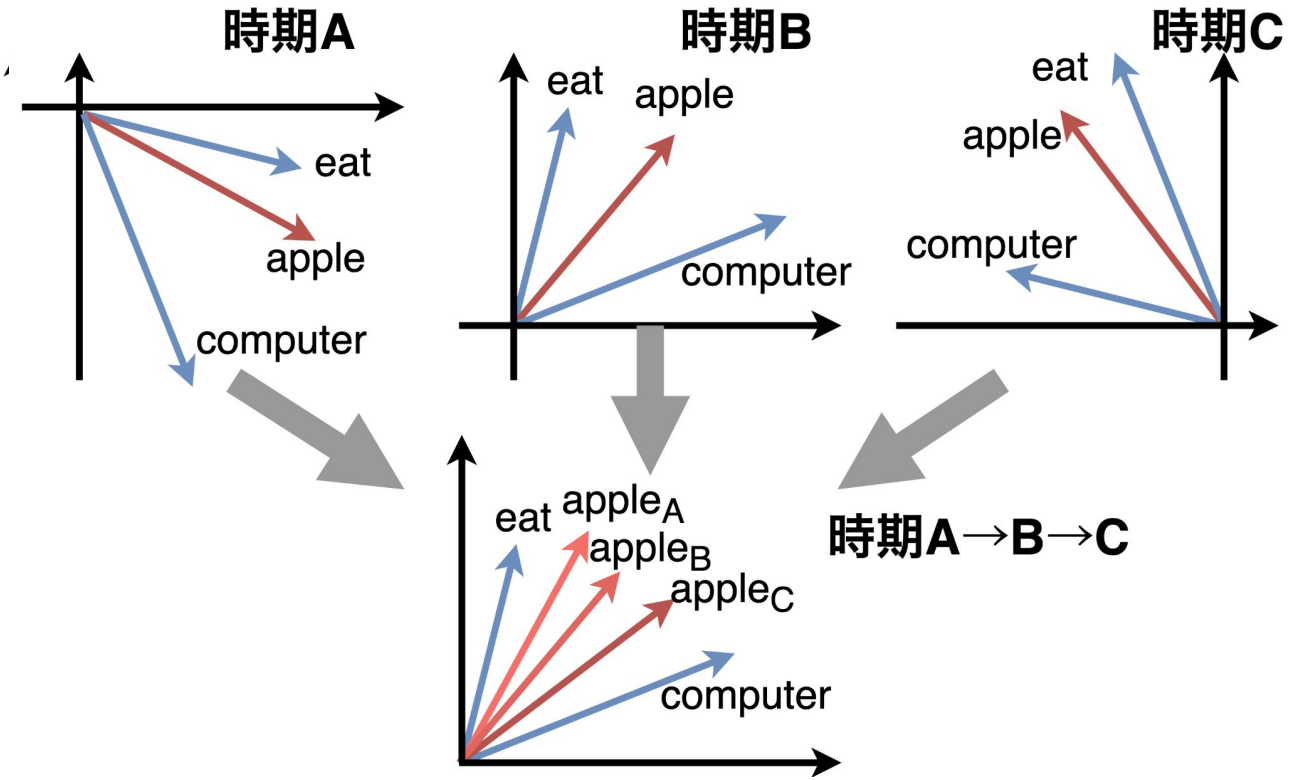
背景：単語の意味・用法の変化

単語ベクトルは文書ごと（時期A, B, C だと3つ）
→時期・分野間に対応した単語ベクトルを
どのように学習するか？



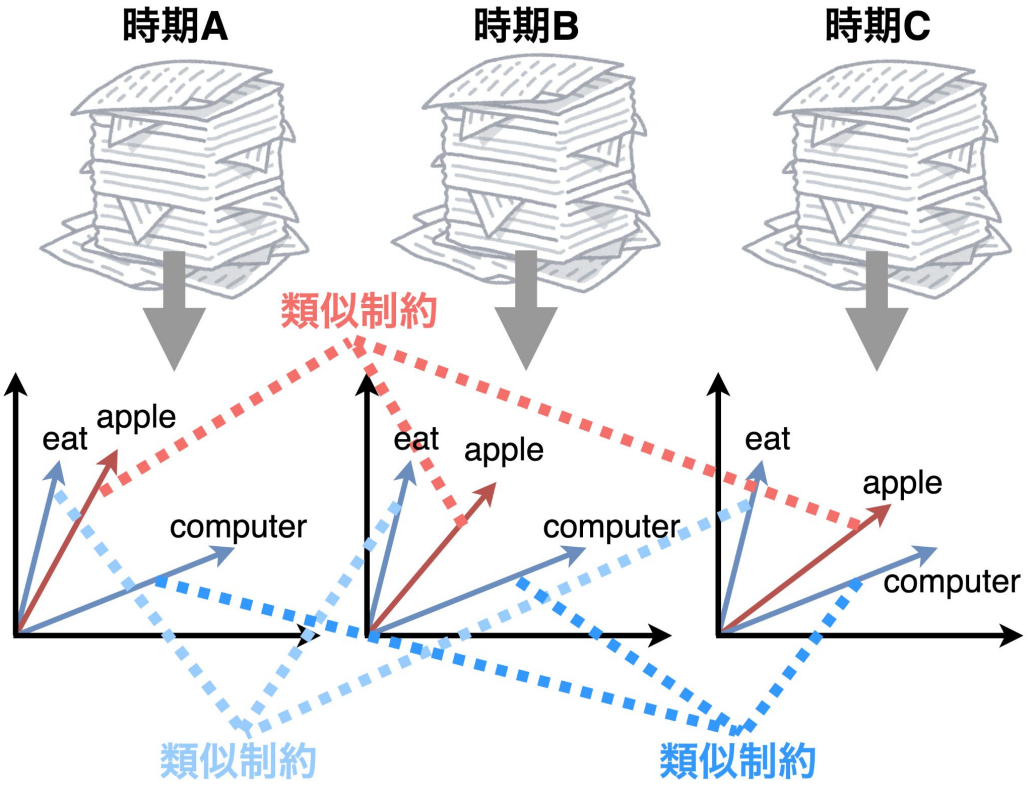
先行研究：alignment (Hamilton+16)

- 各時期で訓練し、**回転させて対応づけ**
  - ✅ 簡単、計算コストが低い
  - ❌ 強い仮定「各ベクトルは**線形変換で対応づけ**できる」



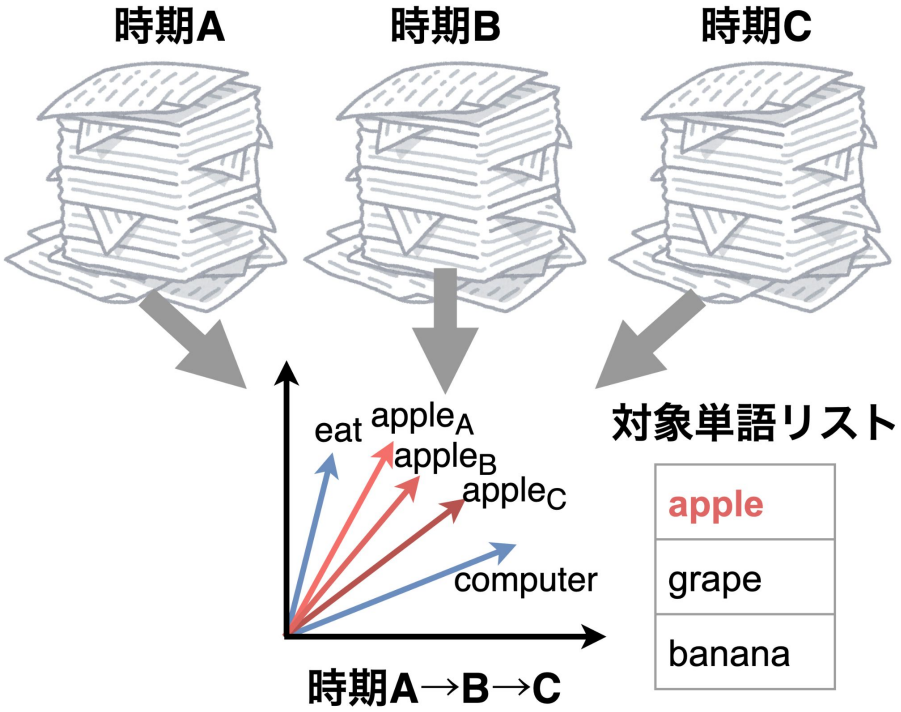
先行研究：alignment を避ける手法 (1)
Dynamic Word Embeddings: DWE (Yao+18)

- 時期・分野間で**ベクトルを同時に学習**する
  - ✅ 同時に訓練することで、alignment が不要
  - ❌ 3つの**ハイパーパラメータの調整**が必要



先行研究：alignment を避ける手法 (2)
Temporal Referencing: TR (Dubossarsky+19)

- 文書を1つに結合し、**対象単語だけ区別**する
  - ✅ 簡単、計算コストが低い
  - ❌ **対象単語リスト**を用意する必要がある
  - ❌ **周辺単語ベクトルが変化しない**



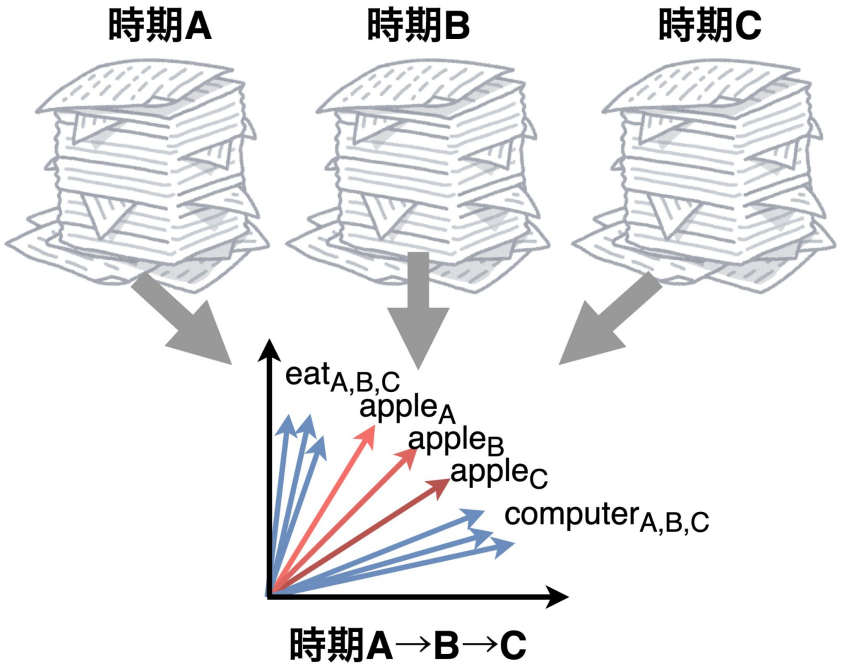
本研究：TR に対する2つの拡張

❌ **対象単語リスト**を用意する必要がある

→ **語彙に含まれる全ての単語を対象語**にする

❌ **周辺単語ベクトルが変化しない**

→ **周辺単語ベクトルの変化を考慮**する

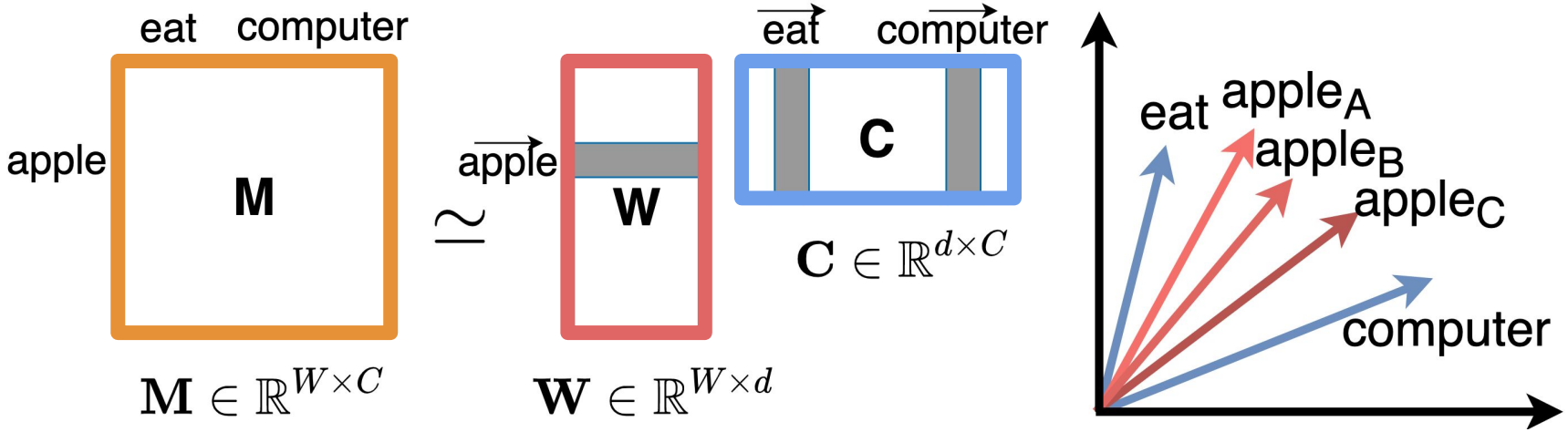


基盤となる手法：PMI-SVD (Levy+14)

1. 対象語-周辺単語 の共起行列から **PMI 行列** を計算

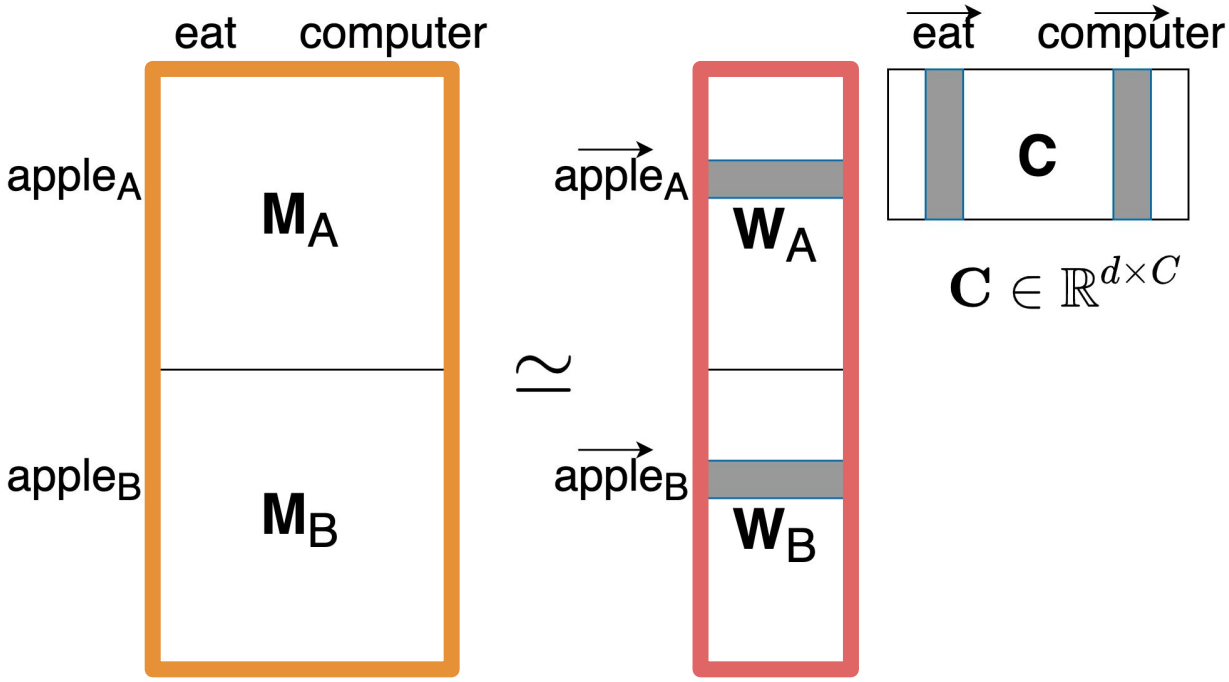
$$SPPMI(apple,\ eat) = \max\left(\log \frac{\mathrm{P}(apple,\ eat)}{\mathrm{P}(apple)\mathrm{P}(eat)} - \log k,\ 0\right)$$

2. PMI 行列を SVD で次元削減
   - **W: 単語ベクトル**, **C: 周辺単語ベクトル**



拡張1：語彙に含まれる全ての単語を対象語にする（PMI-SVDjoint）

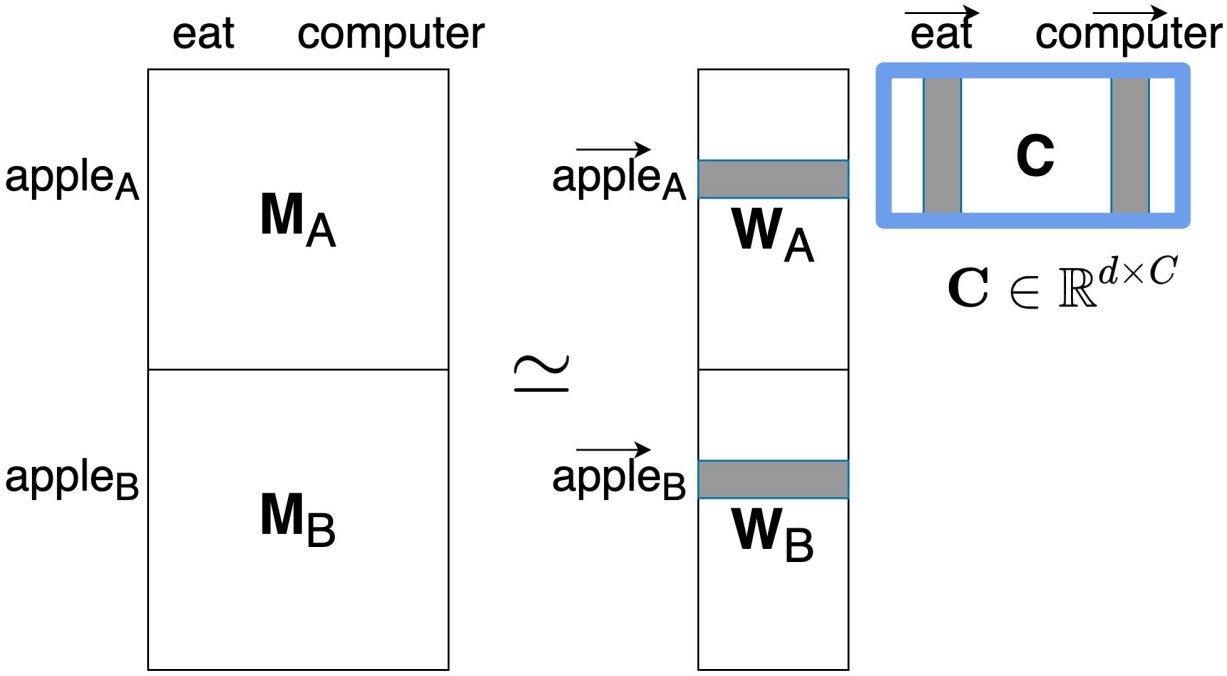
1. **PMI 行列を各時期で計算**
2. PMI 行列を結合し、**同時に次元削減**



拡張1：語彙に含まれる全ての単語を対象語にする（PMI-SVDjoint）

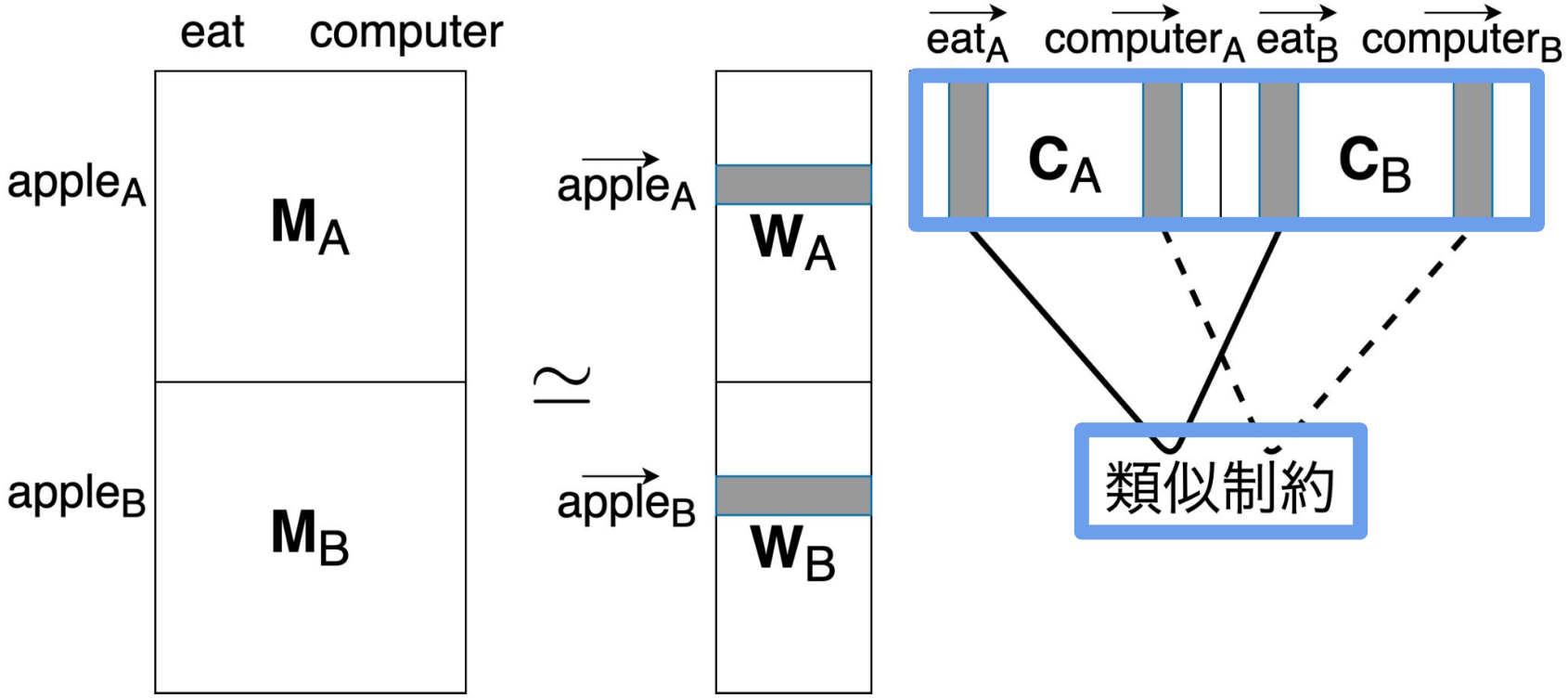
1.
2.

この方法では 周辺単語ベクトルは1つ
→文書間で周辺単語ベクトルが変化しない
（TR の2つ目の問題）



拡張2：周辺単語ベクトルの変化を考慮（PMI-SVDc）

- DWEと同様に**制約条件**を追加
- **ただ1つのハイパーパラメータを持つ**
  （DWE は3つ）



実験：拡張の効果

- **先行研究 TR** に対する**2つ拡張**の効果を検証
  - **PMI-SVDtr**（先行研究）
  - **PMI-SVDjoint**
  - **PMI-SVDc**
- **データ・タスク：SemEval-2020 Task 1**
  - 2つの時期間で**与えられた対象単語の意味変化**を予測
  - **4つの言語**（英語、ドイツ語、ラテン語、スウェーデン語）
  - **2つのタスク**（意味変化の有無を分類、意味変化の度合いで並べ替え）

結果:意味変化の有無を分類

- 提案した拡張手法による性能の向上を確認

手法	分類正解率 (Acc.)				
	En	De	La	Sv	Avg.
$\text{PMI-SVD}_{\text{tr}}$	0.622	0.625	0.525	0.613	0.596
$\text{PMI-SVD}_{\text{joint}}$	**0.649**	**0.708**	0.525	**0.677**	0.640
PMI-SVD_{c}	**0.649**	0.667	**0.650**	0.613	**0.645**

結果：意味変化の度合いで順位付け

- 提案した拡張手法による性能向上
- **PMI-SVDc はどの言語でも安定して機能**する

手法	スピアマンの順位相関 (ρ)				
	En	De	La	Sv	Avg.
$\text{PMI-SVD}_{\text{tr}}$	**0.487**	0.527	0.123	0.257	0.349
$\text{PMI-SVD}_{\text{joint}}$	0.438	0.540	0.141	**0.478**	0.399
PMI-SVD_{c}	0.424	**0.597**	**0.328**	0.328	**0.433**

結果：意味変化の度合いで順位付け

- ラテン語で大幅な性能の差
- 時期は **-200~0年→0~2000年** と非常に広い
- 意味が変わらなくとも、表現が変わるのでは

→ **周辺単語の変化を考慮する必要性**

手法	スピアマンの順位相関 (ρ)				
	En	De	La	Sv	Avg.
PMI-SVD$_{tr}$	**0.487**	0.527	0.123	0.257	0.349
PMI-SVD$_{joint}$	0.438	0.540	0.141	**0.478**	0.399
PMI-SVD$_{c}$	0.424	**0.597**	**0.328**	0.328	**0.433**

実験：語彙全体から意味変化した単語を検出
英語（1900s→1990s），日本語（戦前→戦後）

- 提案手法
  - **PMI-SVD joint**：語彙に含まれる**全ての単語を対象語**にする
  - **PMI-SVD c**：**周辺単語ベクトルの変化を考慮**する
- ベースライン
  - **PMI-SVD align (Hamilton+16)**
  - **Word2Vec align (Hamilton+16)**
  - **Dynamic word embeddings (Yao+18)**
  - **BERT (Martinc+20)**

alignment を用いた手法

alignment を避ける手法（同時学習）

alignment を避ける手法（事前訓練済み言語モデル）

実験：語彙全体から意味変化した単語を検出
英語（1900s→1990s），日本語（戦前→戦後）

- 評価：平均逆順位（MRR）
  1. 異なる時期、同じ単語の余弦類似度を計算し、類似度が低い順（＝変化した順）に並べてリストを作成
  2. 評価セットに含まれる単語の MRR を算出

意味変化の度合いで並べ替えたリスト

順位	単語
…	…
4	mouse
5	apple
…	…
14	web
…	…
100	computer

評価セット（意味変化した単語）

apple
mouse
web

目的の単語をどれだけ上位で捉えられるか？（高いほどよい）

$$MRR = \frac{1/5 + 1/4 + 1/14}{3}$$

結果:意味変化した単語の検出性能

- 2つの拡張手法(PMI-SVD joint, c)は**両言語で優れた性能**

手法	英語	日本語	訓練時間
$\text{PMI-SVD}_{\text{joint}}$	0.00186	0.00131	**2m58s**
PMI-SVD_{c}	**0.01045**	0.00120	26m01s
$\text{Word2Vec}_{\text{align}}$	0.00040	**0.00137**	6m22s
$\text{PMI-SVD}_{\text{align}}$	0.00100	0.00091	3m26s
DWE	0.00047	0.00058	30h20m
*BERT**	*0.00250*	*0.00163*	2h23m

結果：訓練時間の比較

- PMI-SVD joint が**最も高速**
- PMI-SVD c は**ハイパラ探索時間を大幅減**

手法	英語	日本語	訓練時間
$\text{PMI-SVD}_{\text{joint}}$	0.00186	0.00131	**2m58s**
PMI-SVD_{c}	**0.01045**	0.00120	26m01s
$\text{Word2Vec}_{\text{align}}$	0.00040	**0.00137**	6m22s
$\text{PMI-SVD}_{\text{align}}$	0.00100	0.00091	3m26s
DWE	0.00047	0.00058	30h20m
*BERT**	*0.00250*	*0.00163*	2h23m

実験：対象データで BERT の再訓練

- 今回使った BERT (BERT-base) は**大規模な外部データで事前訓練**済み
- 実験に使ったデータで**サイズの異なる BERT のモデルを訓練**（-tiny < -mini < -base）

手法	英語	日本語	訓練時間
$\text{PMI-SVD}_{\text{joint}}$	0.00186	0.00131	**2m58s**
PMI-SVD_{c}	**0.01045**	0.00120	26m01s
BERT-tiny	0.00100	0.00078	12days
BERT-mini	0.00135	0.00119	2weeks

結果：対象データで BERT の再訓練

- 提案した拡張手法は**高い検出性能**を示す
- **訓練時間も BERT に比べ非常に高速**

手法	英語	日本語	訓練時間
PMI-SVD$_{\text{joint}}$	0.00186	0.00131	**2m58s**
PMI-SVD$_{c}$	**0.01045**	0.00120	26m01s
BERT-tiny	0.00100	0.00078	12days
BERT-mini	0.00135	0.00119	2weeks

分析

- 先行研究の分析：**意味変化が自明な単語**のみ（“gay” *陽気な→同性愛*）
  - ❌ **対象データの選び方で変化する単語は変わる**ため、幅広い分析が必要
- 本研究では、
  - ✅ **各手法が意味変化を予測した単語**
  - ✅ 意味変化が自明な単語・**自明でない単語**

について、**網羅的に分析**

分析：各手法が意味変化を予測した単語

- どちらの手法も**自明でない単語の変化を検出**

順位	BERT 単語	説明	PMI-SVD$_c$ 単語	説明
1	若く	匹敵, 年齢 → 年齢	行い	振舞い → 振舞い, 実行
2	触れ	言及, 抵触 → 言及, 触る	かねて	以前 → 以前, 同時
3	行い	振舞い → 振舞い, 実行	おまけ	追加 → 追加, 減額
4	公明	公正 → 組織名, 公正	無論	(副詞的用法)
5	思い	思考, 感情 → 思考	年中	1 年, 役職 → 1 年
6	削除	文字の削除	キー	音楽, 人名 → 音楽, 鍵
7	在り	(物理的) → (概念的)	欠け	(物理的) → (概念的)
8	参議	参与 → 組織名	皆無	全然ないこと
9	欠け	(物理的) → (概念的)	馬場	人名, 芝
10	幼稚	幼い → 幼稚園, 幼い	反面	反対, 一方 → 一方

分析：各手法が意味変化を予測した単語

- **捉える変化の大きさが違う**→文脈窓幅の違い

	BERT		PMI-SVD$_c$	
順位	単語	説明	単語	説明
1	若く	匹敵, 年齢 → 年齢	行い	振舞い → 振舞い, 実行
2	触れ	言及, 抵触 → 言及, 触る	かねて	以前 → 以前, 同時
3	行い	振舞い → 振舞い, 実行	おまけ	追加 → 追加, 減額
4	公明	公正 → 組織名, 公正	無論	(副詞的用法)
5	思い	思考, 感情 → 思考	年中	1 年, 役職 → 1 年
6	削除	文字の削除	キー	音楽, 人名 → 音楽, 鍵
7	在り	(物理的) → (概念的)	欠け	(物理的) → (概念的)
8	参議	参与 → 組織名	皆無	全然ないこと
9	欠け	(物理的) → (概念的)	馬場	人名, 芝
10	幼稚	幼い → 幼稚園, 幼い	反面	反対, 一方 → 一方

分析：自明でない単語の近傍単語

「欠け（*物理的→概念的*）」

- どちらの手法も傾向を捉えている

BERT		PMI-SVD_c	
戦前	戦後	戦前	戦後
マイナス	**欠如**	**切り**	有し
決まり	**乏しい**	**切ら**	**欠如**
構え	**不足**	諦め	富ん
重み	崩れ	箸	づけ
当て	破れ	つける	把握

分析：自明な単語の近傍単語「了解（*理解→承諾*）」

- どちらも変化の傾向を捉えている
- BERT は変化後の意味を事前に検出

→ 大規模な現代のデータによるバイアス

BERT		PMI-SVD_c	
戦前	戦後	戦前	戦後
承諾	**承諾**	**理解**	**承諾**
承知	**承知**	**納得**	**承知**
納得	**承認**	推測	納得
理解	**同意**	判断	**同意**
断定	納得	断定	理解

結論・今後の展望

- **異なる時期・分野に対応した単語ベクトル**を学習する既存の手法を拡張
  - **語彙中の全ての単語を調査対象単語**にする
  - **周辺単語ベクトルの変化を考慮**する
- 実験より、
  - 先行研究より**高速に学習し、同等以上の性能**
  - **意味変化が自明・自明でない単語を効果的に捉える**
- 今後は以下2つを検討
  - **意味変化の種類**を予測するには？
  - **意味変化とベクトル空間**には関係があるか？