

# Report problems 3

---

- Please solve both of the problems:
  - (A) Report problem (MPS)
  - (B) Report problem (EE in TPS)
- Please include your name and student id in your report.
- Please submit through ITC LMS  
(If you have any troubles, please send us email:  
[t-okubo@phys.s.u-tokyo.ac.jp](mailto:t-okubo@phys.s.u-tokyo.ac.jp))
- **Deadline: 2019/1/31**

# (A) Report problem (MPS)

---

Try MPS approximation of a vector

1. Prepare a vector in  $m^N$  dimension. (It should be normalized.)
2. Make exact MPS from it.
3. By using low rank approximation based on SVD, make approximate MPS with bond dimension  $chi\_max$ .
  - Note: After this approximation, **the norm of vector becomes smaller.**
4. Calculate distance between exact and approximate MPSs

$$\|\vec{v}_{ex} - \vec{v}_{ap}\|$$

5. Vary **chi\_max** and investigate (and discuss) behavior of the distance.
6. (**optional**) by varying  $m$ ,  $N$ , and **type of vectors**, discuss behavior of the distance.

## (A) Report problem (MPS)

---

This can be done by sample python code Report\_Random.py for a random vector.

**Usage:** `python Report_Random.py -N  $N$  -m  $m$  -chi  $chi\_max$  -S  $seed$`

output:

```
okubo$ python Report_Random.py
Parameters: N, m, chi_max = 10, 2, 20
Random seed: = None
Truncation: chi_max = 20
Distance between exact and truncated MPS = 0.22331729137806558
```

You can also consider a spin model by Report\_Model.py.

**Usage:** `python Report_Model.py -N  $N$  -m  $m$  -chi  $chi\_max$  -Jz  $Jz$  -Jxy  $Jx$  -hx  $hx$`

```
okubo$ python Report_Model.py
Model parameters: Jz, Jxy, hx = -1.0, 0.0, 0.5
Parameters: N, m, chi_max = 16, 2, 2
Ground state energy per bond = -0.33360646500808594
Energy of Exact MPS = -0.33360646500808566
Truncation: chi_max = 2
Energy of MPS with truncation = -0.33270456639893253
Distance between exact and truncated MPS = 0.10640004821107511
```

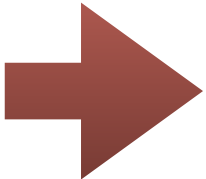
## (A) Report problem (MPS)

---

**Usage:** `python Report_Model.py -N  $N$  -m  $m$  -chi  $chi\_max$  -Jz  $J_z$  -Jxy  $J_{xy}$  -hx  $h_x$`

$$\mathcal{H} = J_z \sum_{i=1}^{N-1} S_i^z S_{i+1}^z + J_{xy} \sum_{i=1}^{N-1} (S_i^x S_{i+1}^x + S_i^y S_{i+1}^y) - h_x \sum_{i=1}^N S_i^x$$

When we set

$J_z = -1, J_{xy} = 0, h_x \neq 0$   Transverse field Ising model with  $S = (m-1)/2$

$J_z = 1, J_{xy} = 1, h_x = 0$   Heisenberg model with  $S = (m-1)/2$

In sample codes, you can see help message by

```
python Report_Random -h  
python Report_Model.py -h
```

## (B) Report problem (EE in TPS)

---

1. **Explain** the upper bound of entanglement entropy of TPS (**compulsory**)
  1. Consider enough large vector with dimension  $m^N$  and suppose it is represented by  $L \times L$  **square lattice TPS** with bond dimension  $D$ . ( $N = L^2$ , and the vector is normalized. We assume open boundary TPS.)
  2. Divide the system into two part:  
 $l \times l$  small square at the center of the lattice and the other part.  
Then, represent the reduced density matrix by tensors of TPS.
  3. Represent **the maximum rank of the reduced density matrix** by  $D$  and  $l$ .  
(Please include "derivation" of the result.)

## (B) Report problem (EE in TPS) (cont.)

---

1. **Explain** the upper bound of entanglement entropy of TPS (**compulsory**)

4. Explain the upper bound of the entanglement entropy calculated from the reduced density matrix.

You can use the following fact:

$$-\text{Tr } \rho \log \rho \leq \log(\dim \rho)$$

$\rho$  : (reduced) density matrix

In the report, it is enough to **explain** the upper bound **roughly**.  
(I don't require mathematically rigorous proof.)

It might be useful to use tensor network diagrams.

## (B) Report problem (EE in TPS) (cont.)

---

2. Explain the upper bound of entanglement entropy of TPS in general dimension  $d$  (optional).

1. By using similar argument to the case of square lattice TPS, explain the upper bound of EE of TPS on  $d$ -dimensional cubic lattice.

# Keywords

---

- 第 1 回： 現代物理学における巨大なデータ
- 第 2 回： 現代物理学と情報圧縮
- 第 3 回： 情報圧縮の数理 1 (線形代数の復習)
- 第 4 回： 情報圧縮の数理 2 (特異値分解と低ランク近似)
- 第 5 回： 情報圧縮の数理 3 (スパース・モデリングの基礎)
- 第 6 回： 情報圧縮の数理 4 (クリロフ部分空間法の基礎)
- 第 7 回： 物質科学における情報圧縮
- 第 8 回： データ解析の高速化：スパース・モデリングの物質科学への応用
- 第 9 回： データ空間の圧縮：クリロフ部分空間法の物質科学への応用
- 第 10 回： 高度なデータ圧縮：情報のエンタングルメントと行列積表現
- 第 11 回： 行列積表現の固有値問題への応用
- 第 12 回： テンソルネットワーク表現への発展
- 第 13 回： テンソルネットワーク繰り込みによる情報圧縮



就活・インターンシップに役立つ！

# プレゼンスキル&ビジネスマナー講習

\*\*\* 受講者募集 \*\*\*

当講習会は、プロの講師をお招きし、自身の研究について専門外の方にも平易に伝え、アピールするためのプレゼンテーションスキルおよび、社会人として必要不可欠な基本ルール・ビジネスマナー（Eメール、名刺交換、電話対応など）を講義、実習を交えながら習得します。また、特別講座として、スティーブン・G・ブランク著『アントレプレナーの教科書』を共訳、出版された渡邊哲氏をお招きし、アントレプレナーシップの基本的な理念、そよびその必要性についてご講演いただきます。

2019年  
2月4日  
月

## 開催時間

9:30～17:40

## 場 所

東京大学物性研究所（柏キャンパス）  
\*TX柏の葉キャンパス駅よりシャトルバスあり

## 参加対象

東京大学に所属する博士課程・修士課程の大学院生・博士研究員（PD）等で、主に物理/化学/情報科学分野の研究に携わっている方  
\* 研究科や専攻は問いません。

## 定 員

20名程度（申込先着順）  
※定員に達し次第、申込を締め切ります。

## 事前準備

プレゼンテーション講習用のスライド（ppt）を準備のこと。詳細はwebを参照。

## 服 装

スーツまたはそれに準じる服装

## 持 ち 物

ノートPC・スマートフォン、名刺入れ

## プログラム（予定）

19:30～19:40	ガイダンス
9:40～14:00	ビジネスマナー講習
14:00～16:30	プレゼンテーション講習
16:30～17:30	特別講座
17:30～17:40	総括

※途中休憩、昼食を挟みます。

### 担当講師

#### 【ビジネスマナー/プレゼンテーション講習】

メイン講師：下田 令雄成 氏

株式会社シャイニング 代表取締役

サブ講師：小川 雅則 氏

株式会社シャイニング 認定プロフェッショナル

#### 【特別講座】

企業イノベーション&アントレプレナーシップ講座

～イノベーションをビジネスとして成功させる方法～

講師：渡邊 哲 氏

株式会社マキシマイズ 代表取締役

## 参加申込・詳細

下記サイトより事前申込要

申込期限：

1月29日（火）正午



<http://pcoms.issp.u-tokyo.ac.jp/events/eventsfolder/skillup2019>

- ・ 期日：2/4@柏キャンパス
- ・ 締切：1/29（先着順）
- ・ 残席10名程度
- ・ 今回はプレゼン演習に重点