

逆問題手法の計測のための Deep Learning

宇都宮大学

オプティクス教育研究センター

稲 秀樹

ina2006@b-star.jp

この話、

何に使えるの？

破壊検査・計測を、

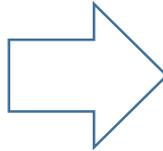


非破壊検査・計測に

このために本講演内容を使用

問題点

時間が掛かる
歩留まり低下
データ数が少ない
間接的



光計測にすることで

解決・軽減できないか？

もくじ

1、はじめに

関連した報告事例
逆問題に関して

2、今回、検討する事例

リソグラフィにおけるフォーカス、露光量 推定

3、モデルの最適化のデモ

Deep Learnerを使用して

4、まとめ

今後の対応希望



関連した報告事例

1、2003年11月

S-PLUS ユーザーコンファレンス

Focus and Dose Measurement Method in Volume Production

JJAP, Volume 44, Part 1, Number 7B, July 2005

2、2020年1、2月

ディープラーニング超入門

3、2020年10月

板橋オプトフォーラム IOF

逆問題手法の光計測のためのDeep Learning 入門

AI, ML, NN, DL & IP

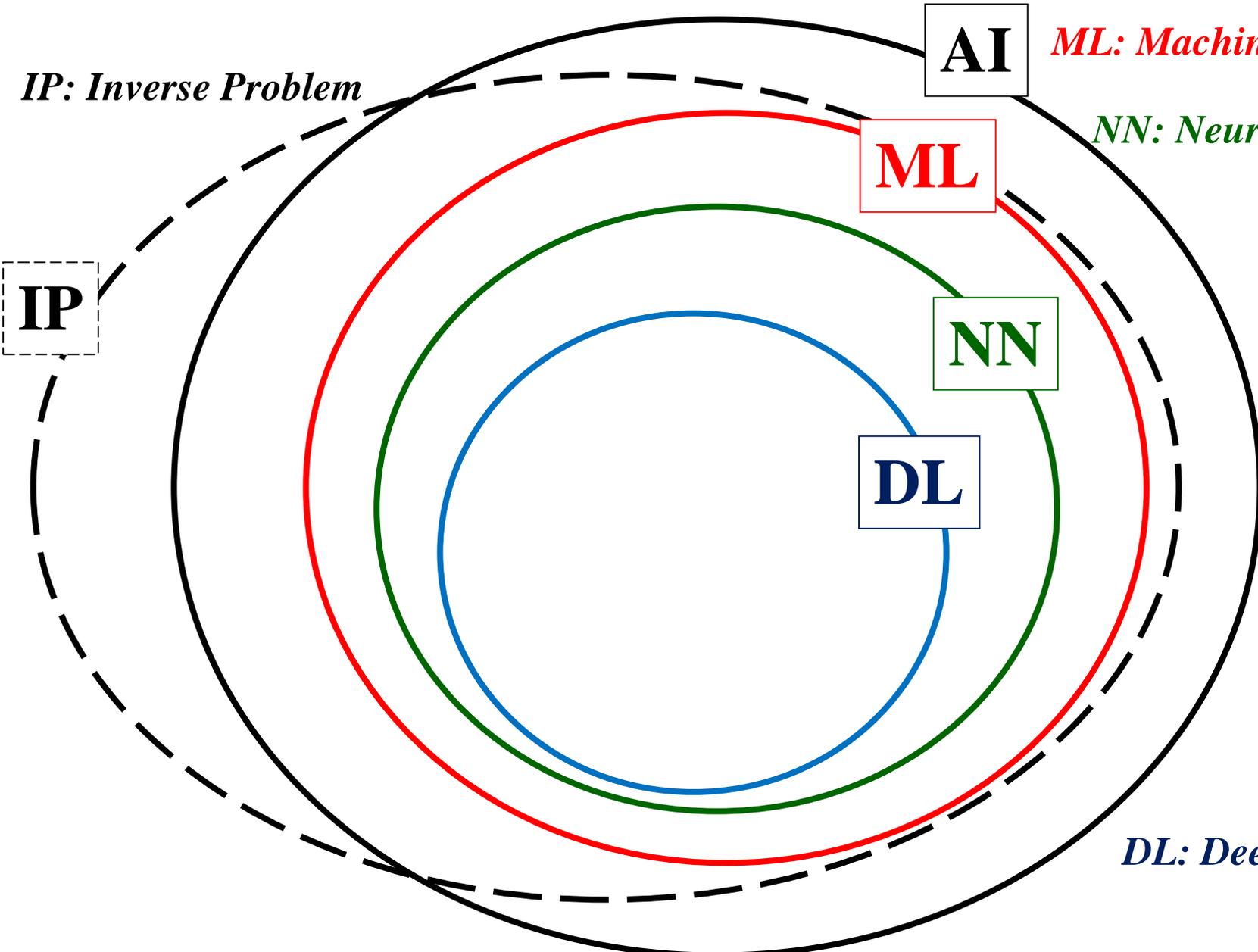
AI: Artificial Intelligence

ML: Machine Learning

NN: Neural Network

DL: Deep Learning

IP: Inverse Problem



IP

AI

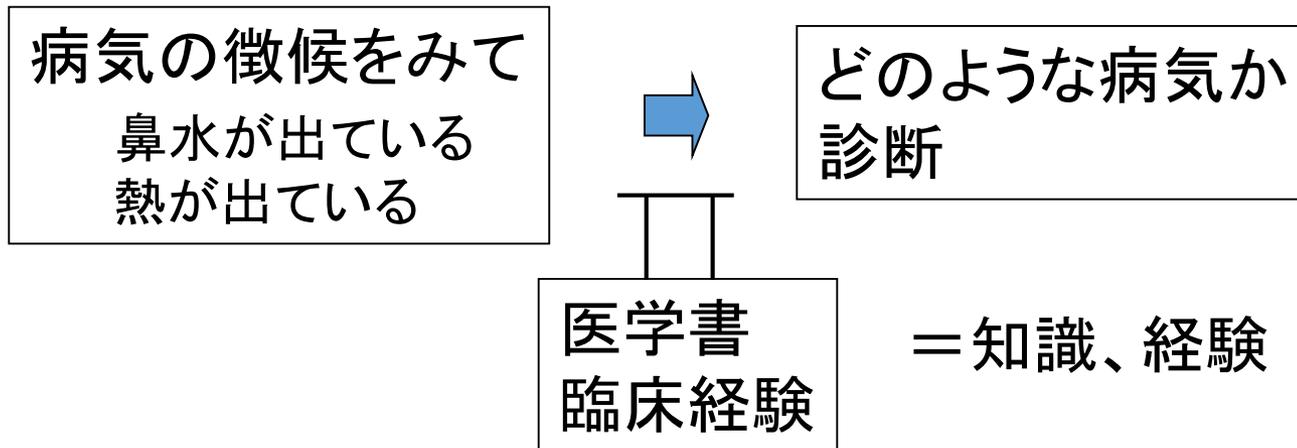
ML

NN

DL

逆問題とは

観察をもとに現象を理解する過程



与えられたデータから、
直接には隠れた情報を引き出す
という問題



逆問題 (Inverse problem)

順問題 (Direct problem) *Regular or Forward Problem*

入力 (原因) → 出力 (結果、観測)

逆問題 (Inverse problem)

出力 (結果、観測) ← 入力 (原因)

逆問題を応用した分野

非破壊検査、超音波探査、CTスキャン

非鮮明な画像の復元・補完

温度分布や熱伝導係数の推定

地震学における震源断層すべり分布履歴の推定

彗星のダストテイルの観測画像から、ダストの生成率、

サイズ分布、放出速度を推定

プラトンの「国家」

イデアの世界



逆問題とは

ここでは

限られた条件での検討結果に基づく判断

= 逆問題

検討結果 @ Computer

Model

Library

Reference Data

Look up Table

Supervised Data

逆問題 処理

ここに*Deep Learning*を使用

学習



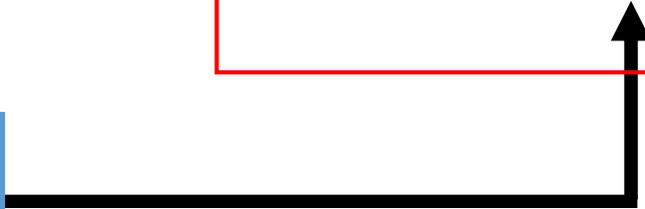
Model

フィッティング



値
決定

計測



何故、逆問題としたか？

機械学習と、いつまで呼ばれるか？

AI, ML, NN, DL & IP

AI: Artificial Intelligence

ML: Machine Learning

NN: Neural Network

DL: Deep Learning

IP: Inverse Problem

IP

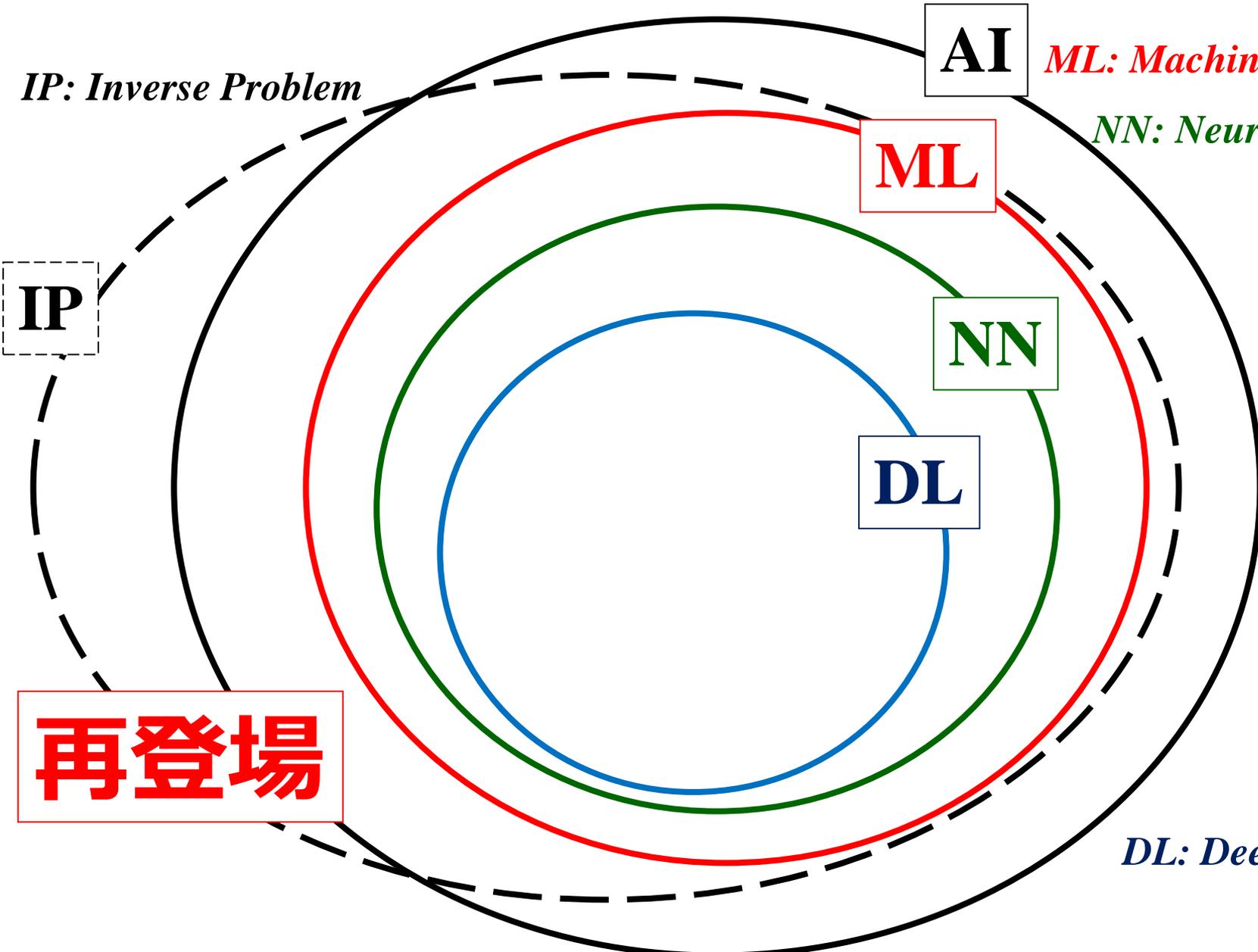
AI

ML

NN

DL

再登場



AI, ML, NN, DL & IP

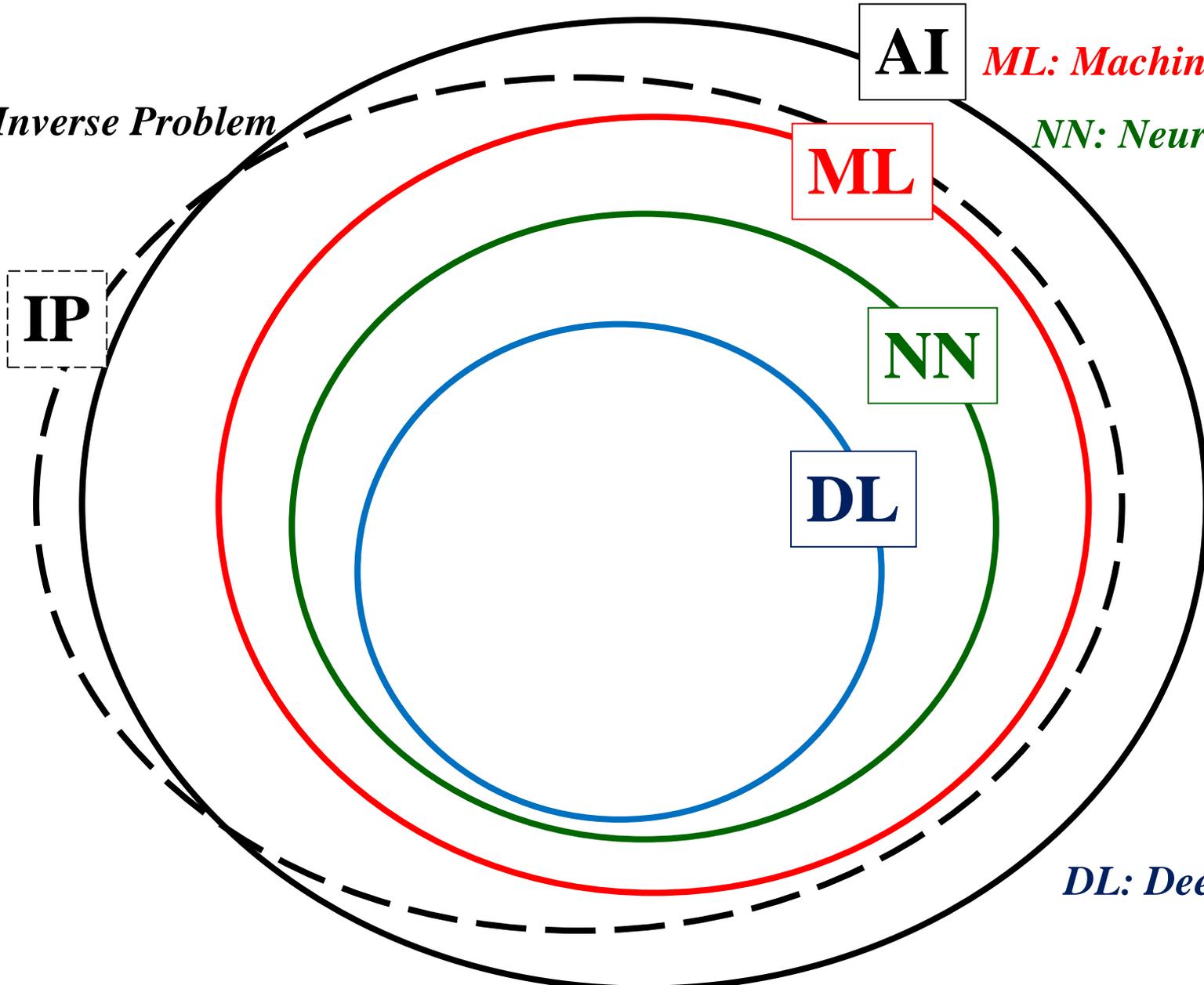
AI: Artificial Intelligence

ML: Machine Learning

NN: Neural Network

DL: Deep Learning

IP: Inverse Problem



AI

ML

NN

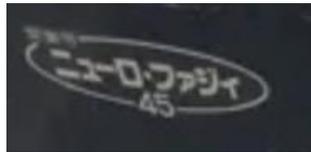
DL

IP

余談ですが

1990年ごろには…

Fussy制御



出展 日刊工業新聞 1990年の一部から

センサーが布質感知 ファジィ（あいまい）制御の全自動洗濯機

ボタンを一つ押すだけで、センサーが洗濯物の量や布の質を感知、最適な水位、水流、時間を選択する。きめこまかな制御により、布の傷みが少なくてすむという。

汚れの程度・質を感知して洗濯時間を調節するものはあるが、汚れでなく布の質を感知する点でファジィ（あいまい）制御技術を導入、布質や洗う量によって水流、時間などを最適制御する自動洗濯機を開発。

「布質センサー」と「布量センサー」を組み合わせて得た情報をファジィ制御し、19通りの洗濯方法の中から最適なものを選ぶ。

これにより、これまでごわごわ、柔らかい、あるいはその中間といった衣類に合った水流、水量が自動選択されるようになり、スイッチ一つでこれらの作業を全自動で行うようにした。

公開情報のデータを使って

Focus and Dose Measurement Method in Volume Production

Hideki Ina, Satoru Oishi and Koichi Sentoku

JJAP, Volume 44, Part 1, Number 7B, July 2005

リソグラフィーにおける露光装置の制御方法

変数：フォーカス、露光量

ここから使います単語

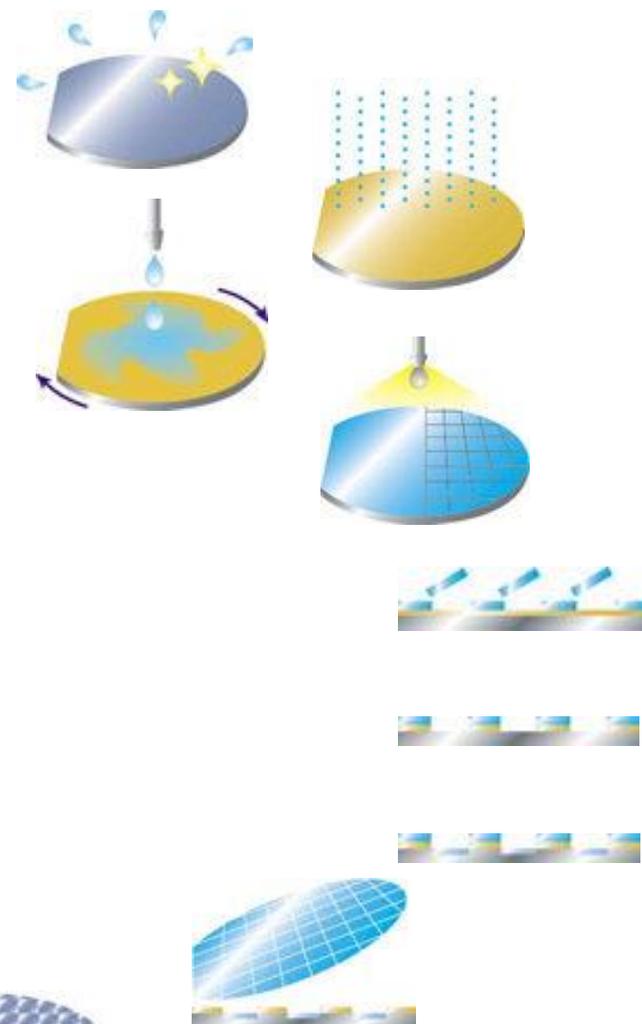
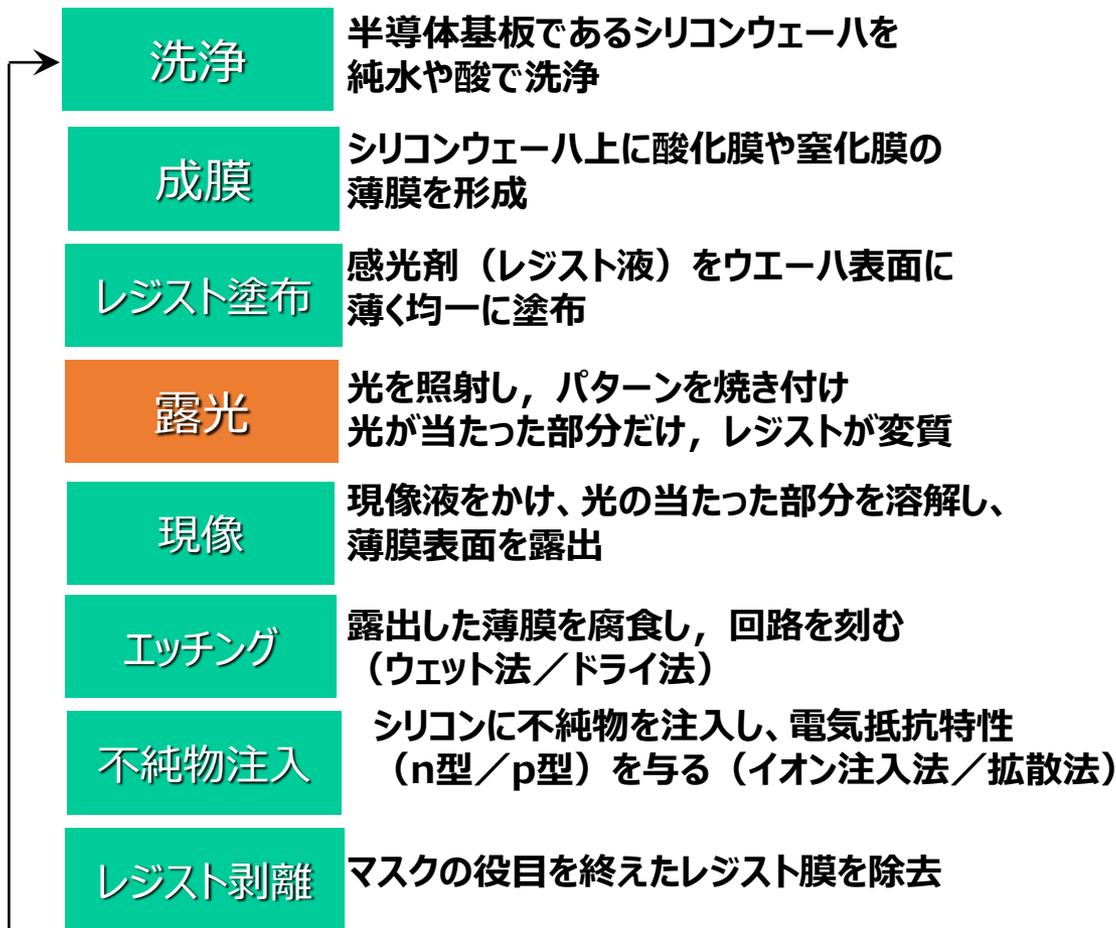
CD: Critical Dimension

評価線幅

AFM: Atomic Force Microscope

原子間力顕微鏡

半導体製造プロセス（概略）



この工程を何度も繰り返し、
層を重ねて回路を形成。



組立

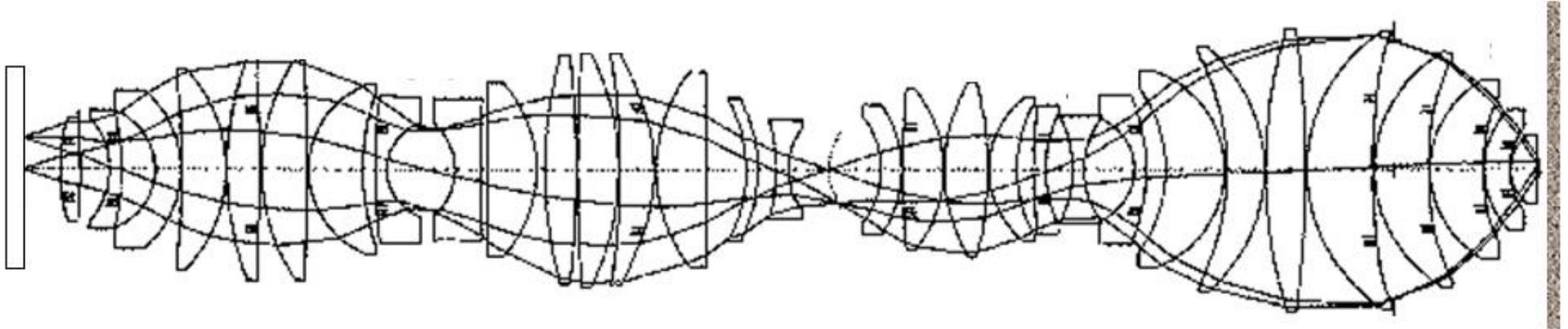


検査

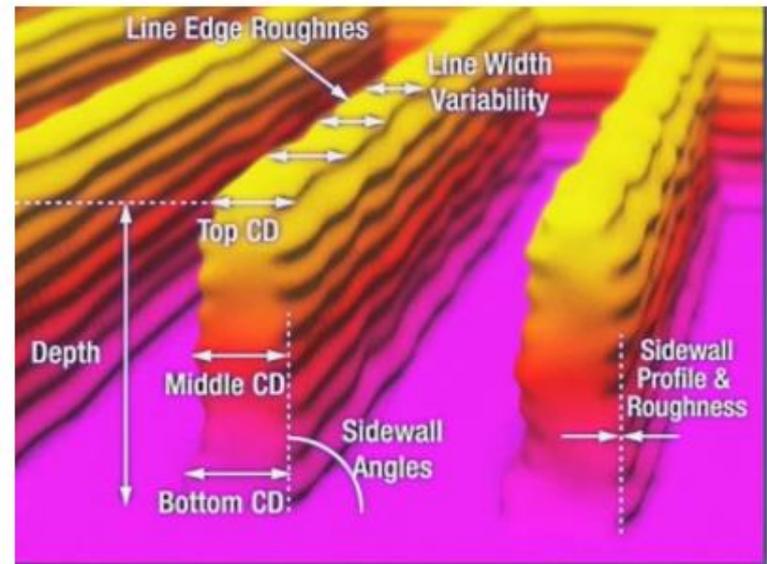
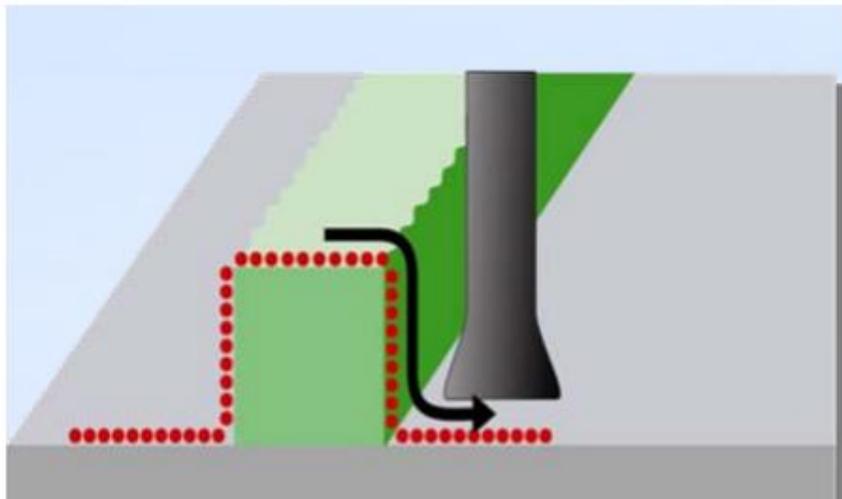
Lithography

Reticle

Wafer

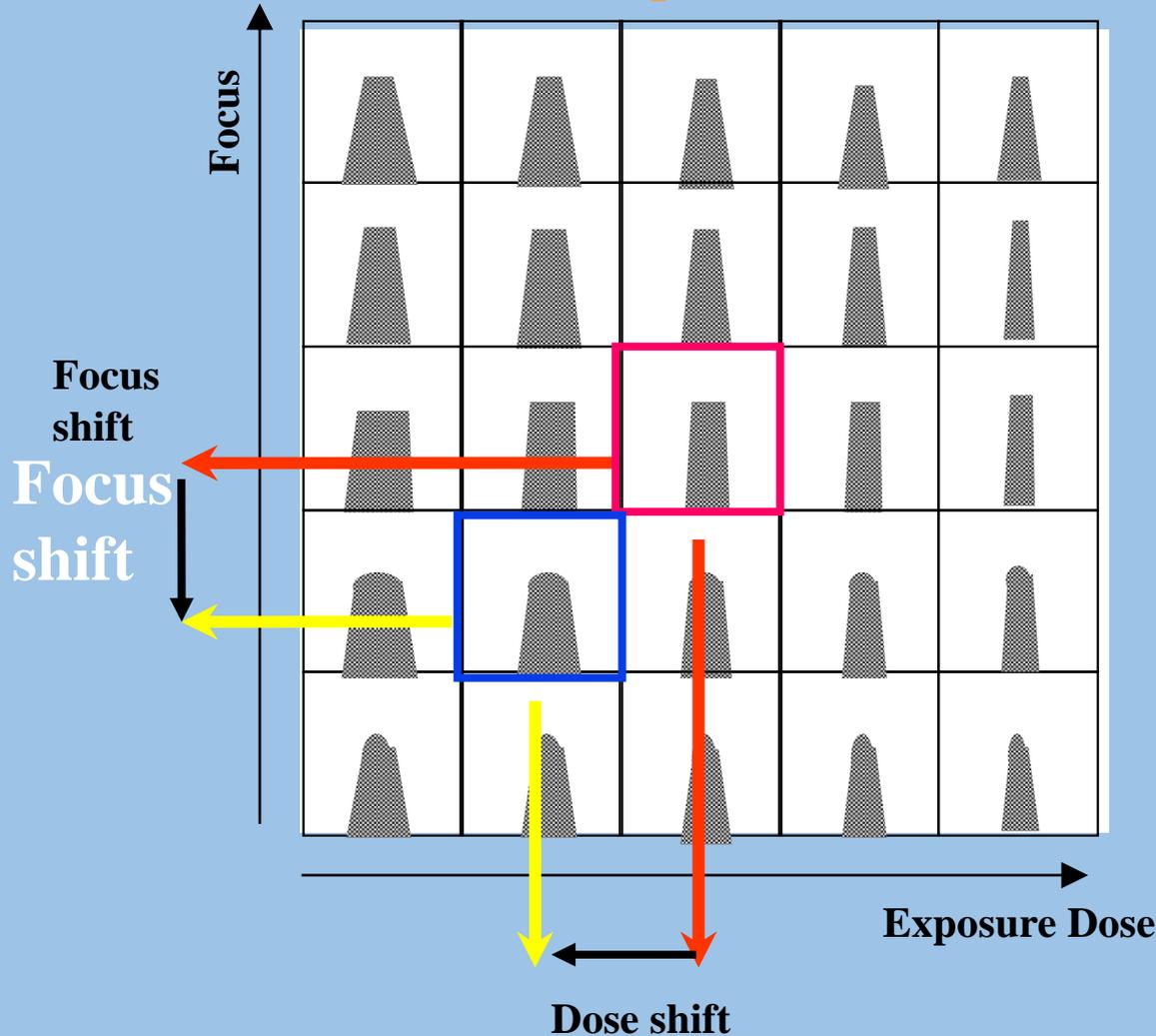


CD AFM

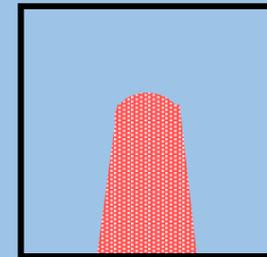


Focus & Dose Line Navigator(FDLN)

FEM(Focus Exposure Matrix)



Measured Pattern



Is it possible to detect the focus & dose shift from **only one mark** measurement result?

What is FDLN?

FDLN: Focus & Dose Line Navigator

Inverse Problem

Dose and Focus Correctable

- Build model based on known responses (FEM)

$$\bullet (CD_i, SWA, Ht, \dots) = fn(\text{Dose}, \text{Focus})$$

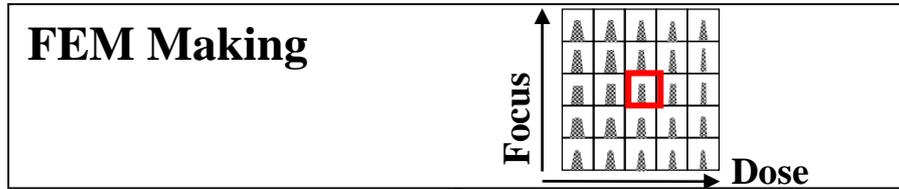
- Invert model to infer dose and focus value for product wafers

$$\bullet (\text{Dose}, \text{Focus}) = fn^{-1}(CD_i, SWA, Ht, \dots)$$

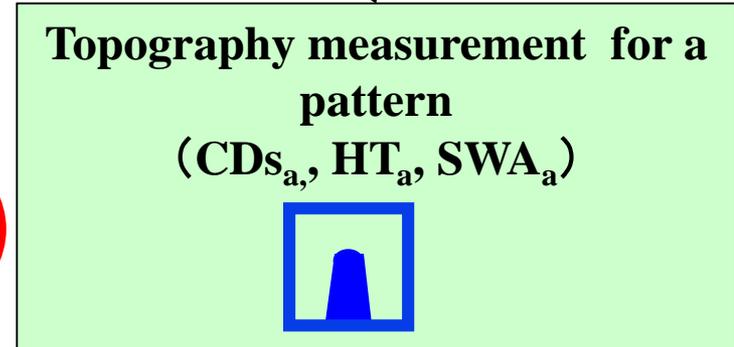
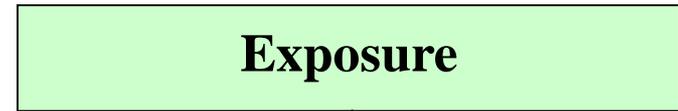
CD: Critical Dimension
SWA: Side Wall Angle
Ht: Height

Measurement Sequence of FDLN

Test wafer



Production wafer



Topography Measurement for FEM
(CDs, HT, SWA) = $f(\text{Focus}, \text{Dose})$

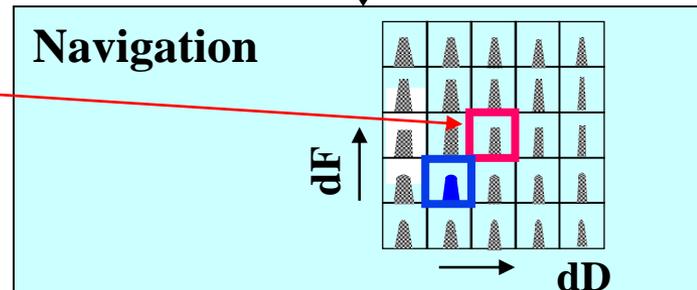
Model Making

($\text{Focus}, \text{Dose}$) = $f^{-1}(CDs, HT, SWA)$

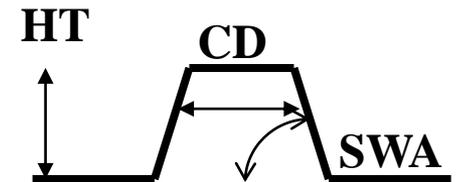
Calculation of focus(dF) and dose(dD) shift

($\text{Focus}_a, \text{Dose}_a$) = $f^{-1}(CDs_a, HT_a, SWA_a)$

Navigation



Best Condition
($\text{Focus}_b, \text{Dose}_b$)



FDLN: Focus & Dose Line Navigator

X3D – Advanced 3D AFM Metrology for 300 mm



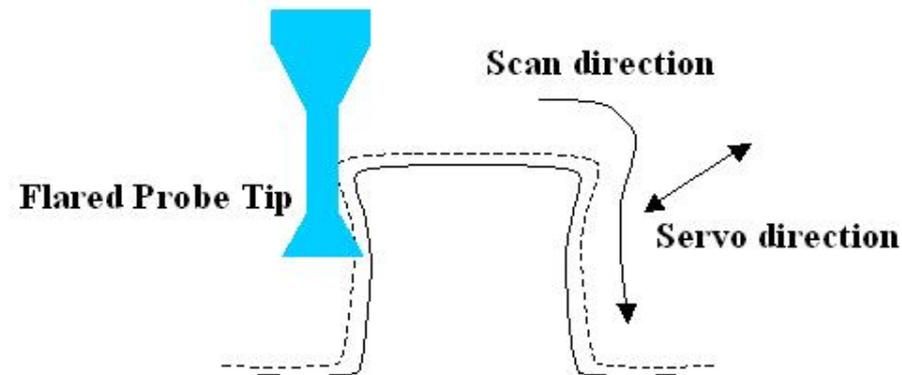
Performance

Static Repeatability 0.33 nm

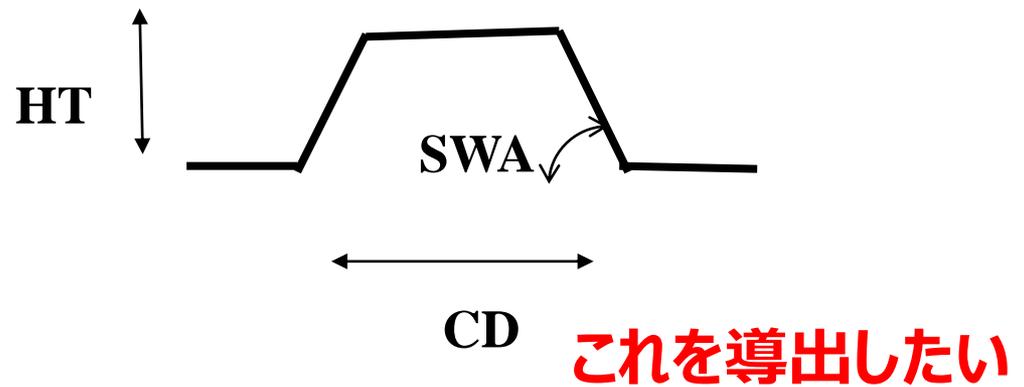
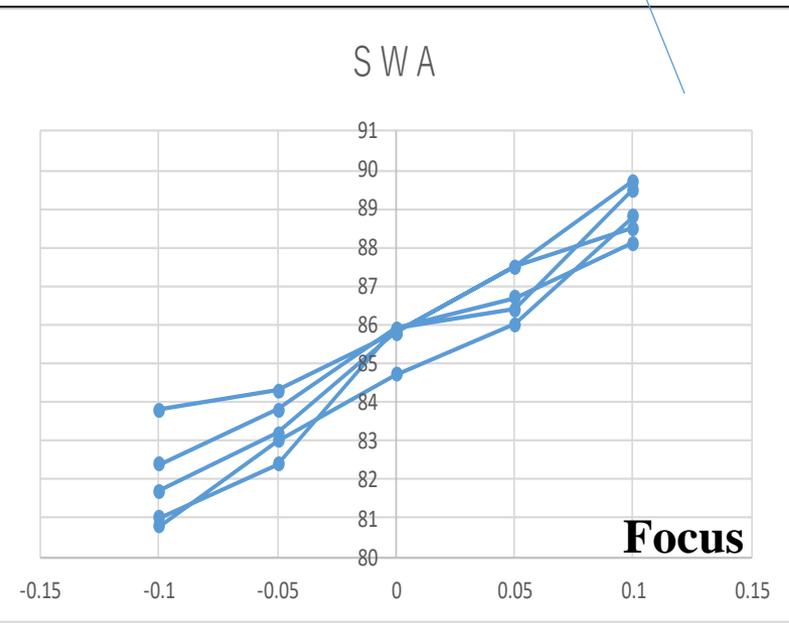
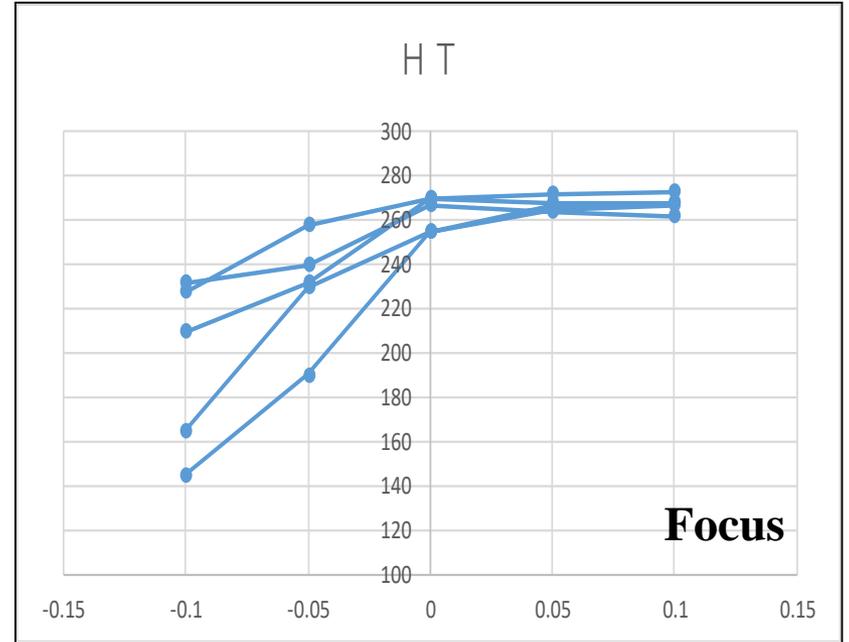
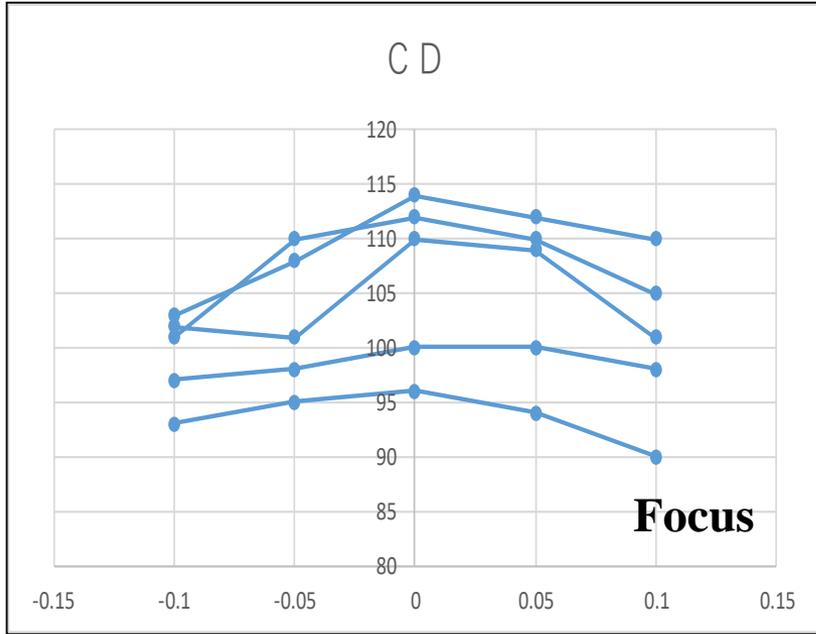
Dynamic Repeatability 0.5 nm

Throughput (5 sites) 15 wph

Minimum dense feature 90 nm

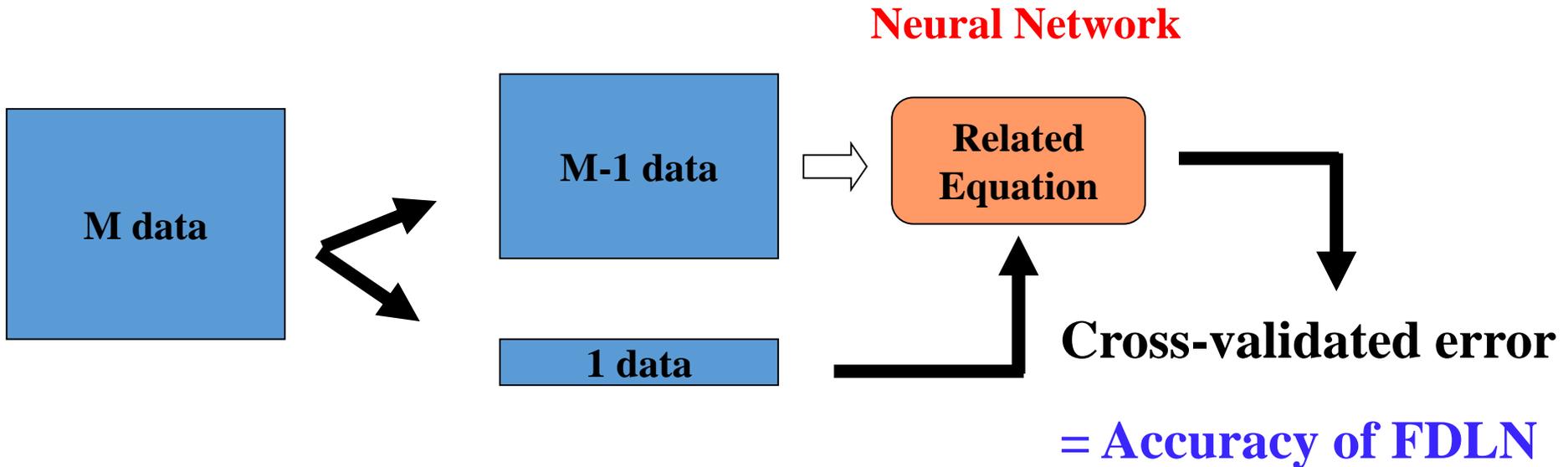


計測結果 by CD-AFM



$$F(\text{CD}, \text{HT}, \text{SWA}) = G(\text{Focus}, \text{Dose})$$

Accuracy with Neural Network



Accuracy of FDLN

Focus	18 nm
Dose	2.5%

By CD-AFM

Deep Learnerのデモ

今回のModel

ReLU: Rectified Linear Unit

説明変数

CD



HT

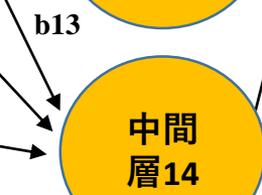
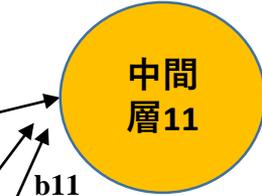


SWA

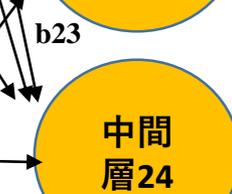


CD-AFM

ReLU



ReLU



目的変数

Focus



教師データ



From
Expo. Tool

b14

b24

b11

b12

b13

b21

b22

b23



コンテンツ



result

score

result (25 行/5 列)

	Focus	CD	HT	SWA	Focus.予測
1	0.20	0.74	0.85	0.20	0.26
2	0.45	0.95	1.08	0.45	0.42
3	0.70	1.20	1.18	0.64	0.68
4	0.95	1.12	1.16	0.78	0.84
5	1.20	1.03	1.16	1.10	1.20
6	0.20	0.66	0.71	0.30	0.26
7	0.45	1.03	0.88	0.47	0.38
8	0.70	1.12	1.18	0.76	0.82
9	0.95	1.03	1.19	0.95	1.04
10	1.20	0.82	1.20	1.07	1.17
11	0.20	0.70	0.88	0.38	0.27
12	0.45	0.66	0.94	0.54	0.47
13	0.70	1.03	1.15	0.77	0.82
14	0.95	0.99	1.13	0.86	0.92
15	1.20	0.66	1.11	1.02	1.08
16	0.20	0.49	0.36	0.22	0.26
17	0.45	0.53	0.86	0.38	0.26
18	0.70	0.62	1.06	0.77	0.78
19	0.95	0.62	1.15	0.83	0.87
20	1.20	0.53	1.16	1.18	1.20
21	0.20	0.33	0.20	0.54	0.20
22	0.45	0.41	0.55	0.59	0.39
23	0.70	0.45	1.06	0.76	0.76

まとめ

関連した報告事例
逆問題に関して

リソグラフィーにおけるフォーカス、露光量 推定

Deep Learnerを使用してモデルの最適化のデモ

今後の対応希望



宇都宮大学オプティクス教育研究センター
Utsunomiya University Center for Optical Research & Education

破壊検査・計測を、非破壊検査・計測に

破壊計測データ = 目的変数
(= 教師データ)

光計測データ = 説明変数

光計測データ = F (破壊計測データ)



欲しい情報 = F^{-1} (光計測データ)

このために本講演内容を使用

今後の対応希望

目的：Deep Learnerを上手く使用して頂くためには、

Deep Learningのことを良く理解して頂きたい

希望内容

エクセルにより活性化関数を使ったモデルの最適化

演習案 1：ソルバー使用

GRG非線形

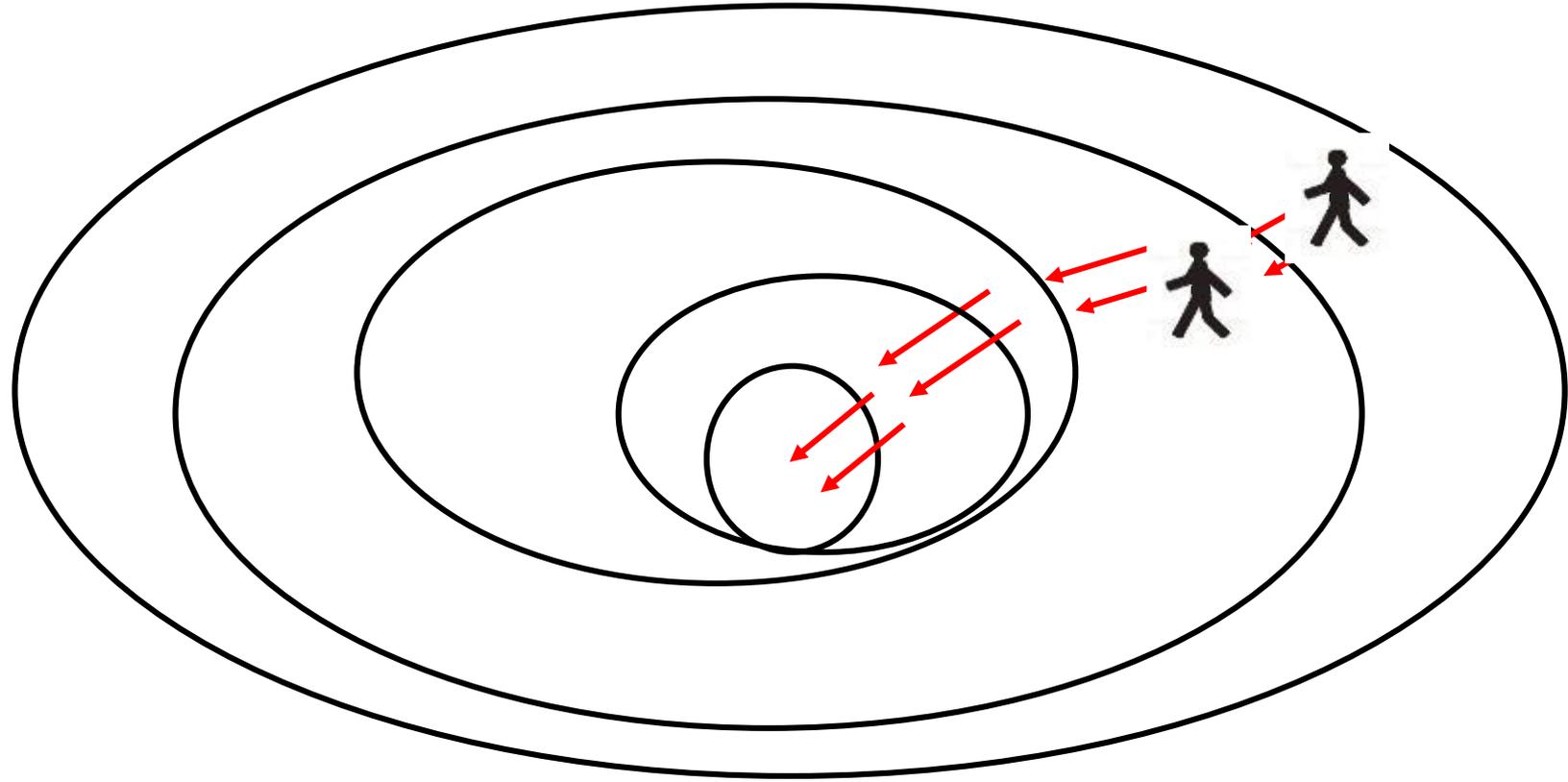
演習案 2：VBA使用

Back Propagation

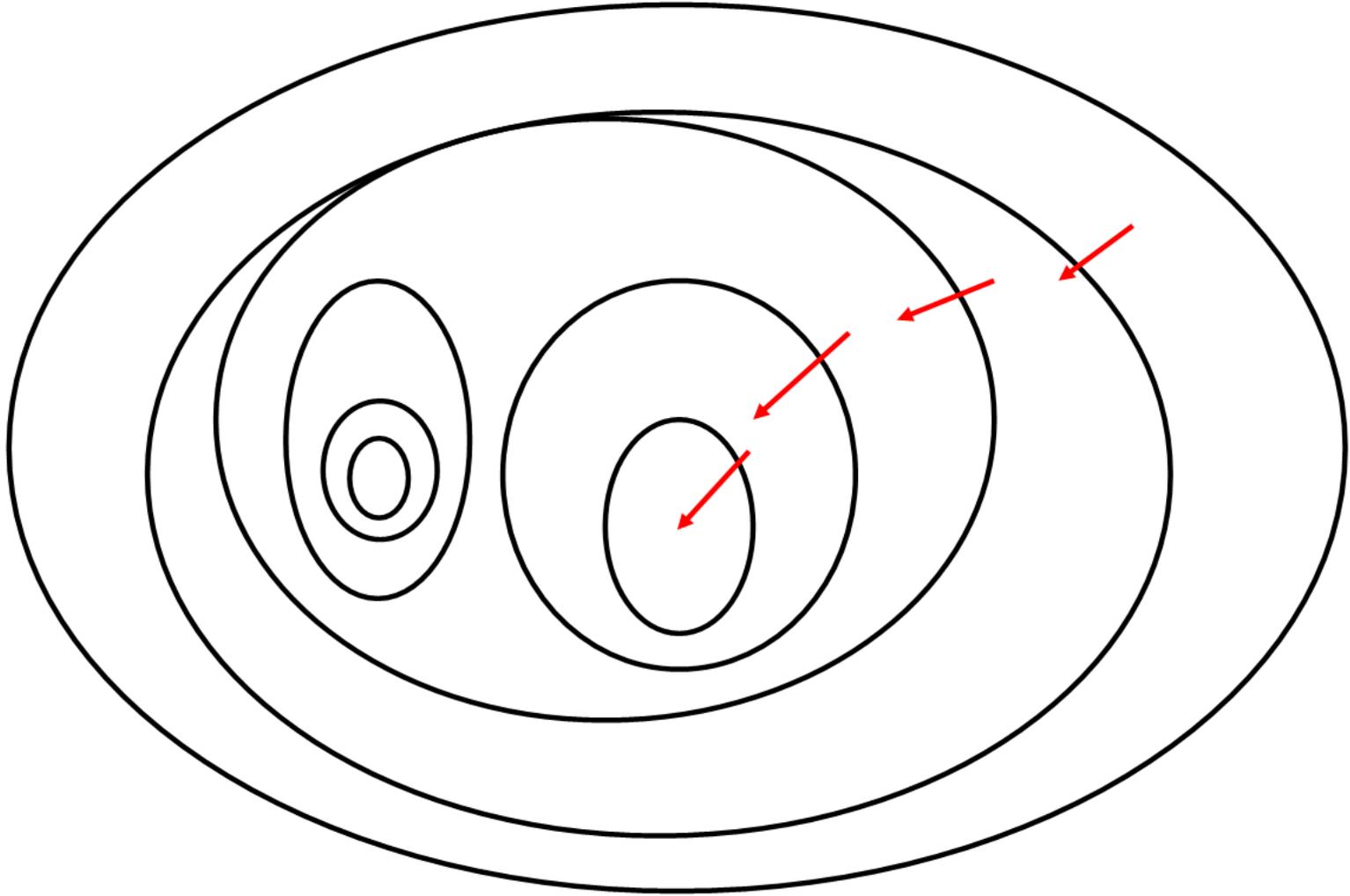
GRG : Generalized Reduced Gradient method

一般化簡約勾配法

凹んだ地形として

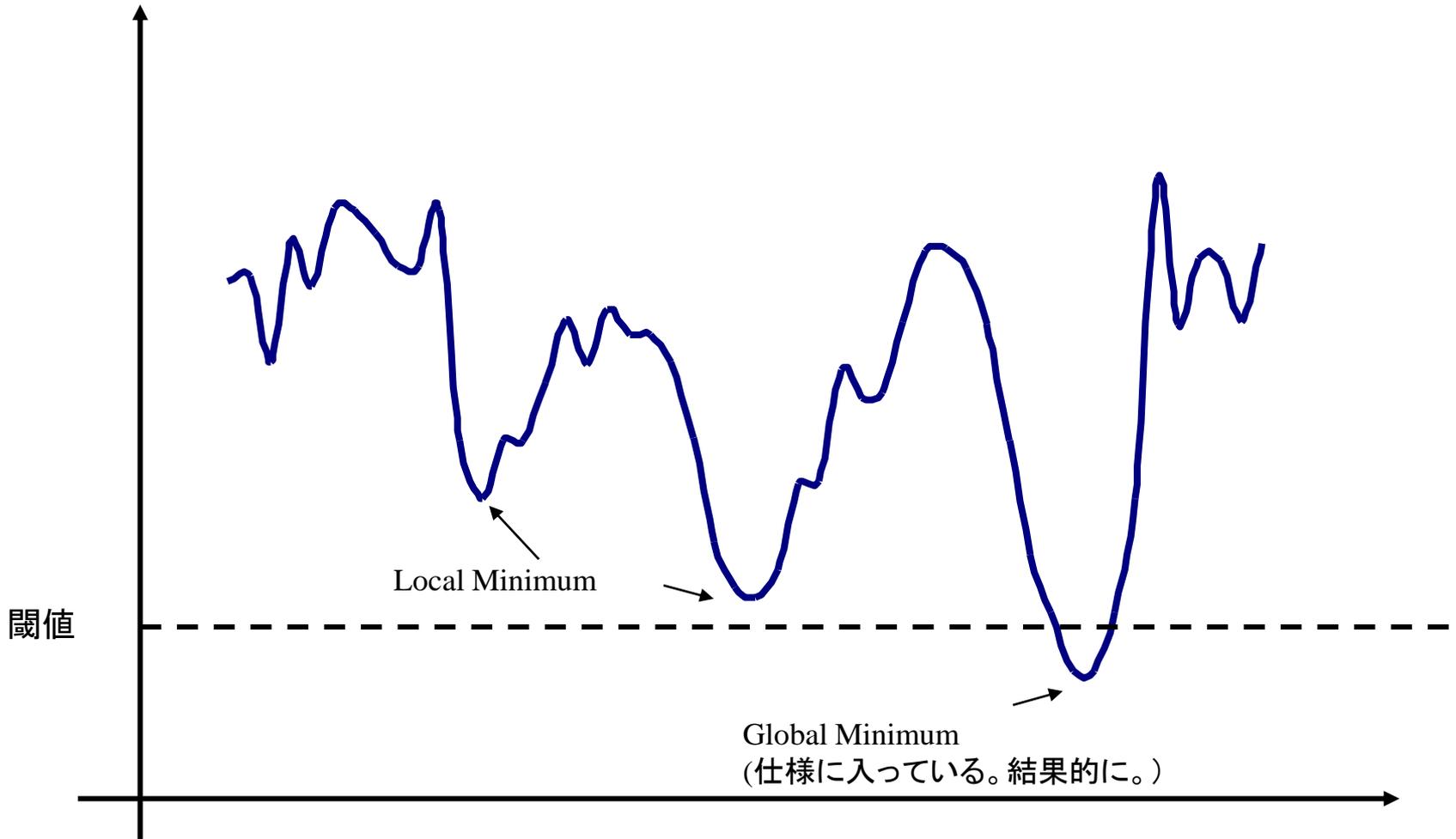


凹んだ部分が二つあると



評価関数と色々な条件との関係（稲のイメージで）

評価関数



Local Minimum

Global Minimum
(仕様に入っている。結果的に。)

色々な条件

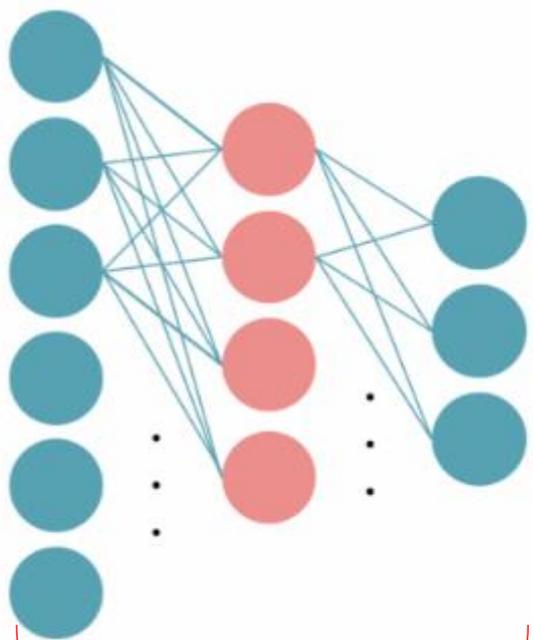
Back Propagationのデモ

偏微分を多く使いますので
単純の方が判り易いと考え
NNのモデルで説明します。

NN: Neural Network

ニューラルネットワーク

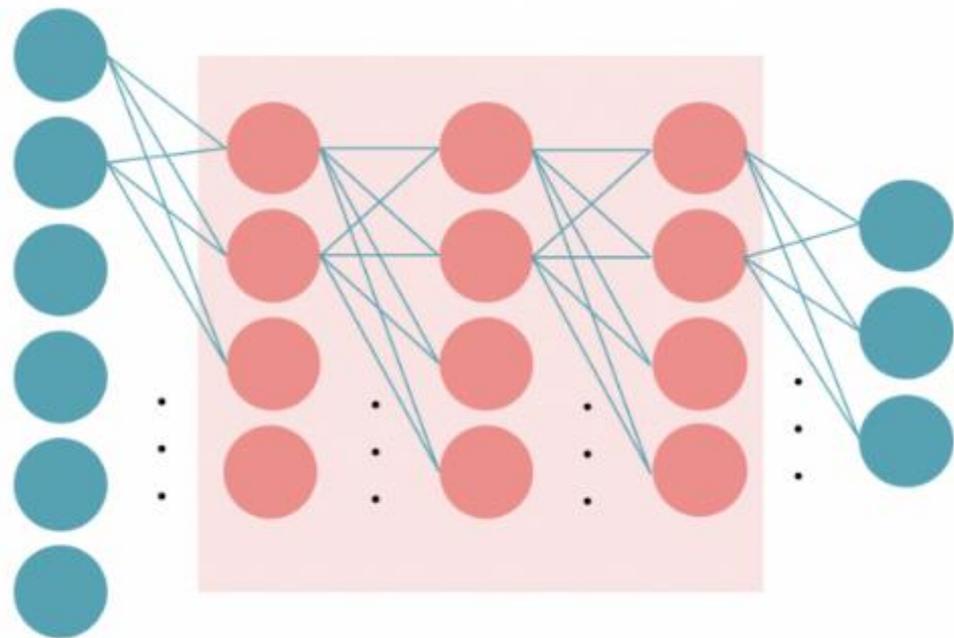
入力層 中間層 出力層



三層

ディープラーニング

入力層 中間層 出力層

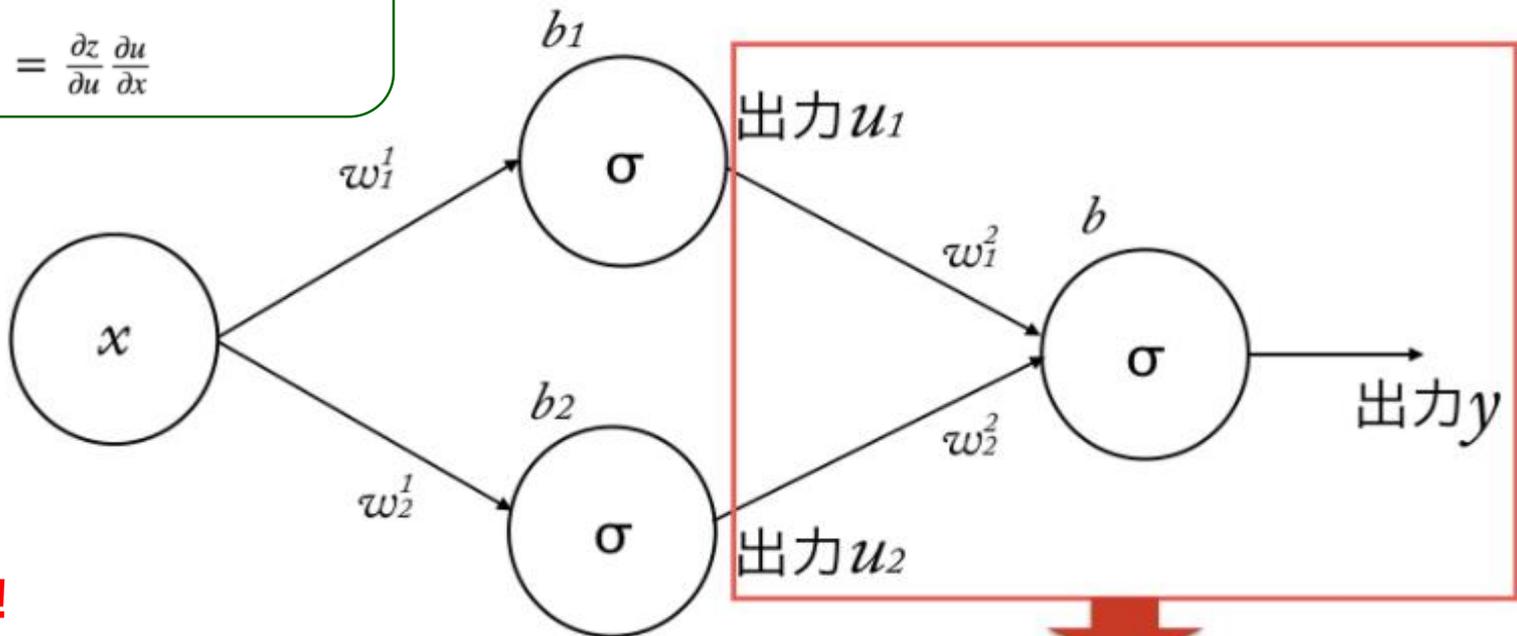


四層以上

重要数学事項

偏微分: 1つの変数に着目し、他は定数として扱う

連鎖律: $\frac{\partial z}{\partial x} = \frac{\partial z}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial x}$



最適化
これを最小に!

誤差: $E = \frac{1}{2}(y-t)^2$

$\frac{\partial E}{\partial y} = y-t$

出力: $y = \sigma(w_1^2 u_1 + w_2^2 u_2 + b)$

$\frac{\partial y}{\partial w_k^2} = (1-y) \cdot y \cdot u_k$ (ここは先程のシグモイド関数の微分を参照)

$\frac{\partial E}{\partial w_k^2} = \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial w_k^2} = (y-t) \cdot (1-y) \cdot y \cdot u_k$

ホーム 挿入 ページレイアウト 数式 データ 校閲 表示 デザイン 書式

折り返して全体を表示する

セルを結合して中央揃え

標準

条件付き書式 テーブルとして書式設定 セルの書式設定 スタイル

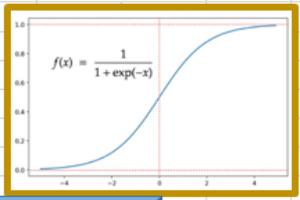
挿入 削除 書式

オートSUM フィルター クリア

並べ替えと検索とフィルター

グラフ 3

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
1		x:本塁打	t:打点	入力1	入力2	u1:出力1	u2:出力2	y:推測値	E:差分の二乗		$\alpha * \partial E / \partial w11$	$\alpha * \partial E / \partial w12$	$\alpha * \partial E / \partial w21$	$\alpha * \partial E / \partial w22$	$\alpha * \partial E / \partial b1$	$\alpha * \partial E / \partial b2$	$\alpha * \partial E / \partial b$
2	青木 宣親	0.579	0.534	-1.217	-0.228	0.228	0.443	0.711	0.016		0.000777506	0.022043698	0.001662334	0.003225869	0.001343837	0.038100219	0.007278545
3	村上 宗隆	0.900	0.900	-1.372	0.150	0.202	0.537	0.946	0.001		7.16088E-05	0.002233988	9.51964E-05	0.000252987	7.95653E-05	0.002482209	0.000470715
4	山田 哲人	0.386	0.544	-1.124	-0.455	0.245	0.388	0.437	0.006		-0.000392776	-0.010204914	-0.00128768	-0.002038492	-0.001018309	-0.026457184	-0.005251933
5	坂口 智隆	0.289	0.377	-1.078	-0.569	0.254	0.362	0.309	0.002		-0.000166722	-0.004113419	-0.000737278	-0.001049955	-0.000576324	-0.014219227	-0.002903978
6	塩見 泰隆	0.257	0.220	-1.063	-0.606	0.257	0.353	0.271	0.001		0.000105096	0.002545732	0.000524923	0.000721215	0.000408707	0.009900069	0.002043841
7	富本 文	0.064	0.126	-0.970	-0.833	0.275	0.303	0.116	0.000		-2.55622E-06	-5.48184E-05	-5.23478E-05	-5.76701E-05	-3.97634E-05	-0.00085273	-0.000190375
8	西浦 直亨	0.321	0.450	-1.093	-0.531	0.251	0.370	0.349	0.005		-0.000290319	-0.007291585	-0.001150954	-0.001698415	-0.000903216	-0.022684931	-0.004586171
9			変更後		シグモイド関数		シグモイド関数で等出		平均		0.000101837	0.005158682	-0.000945806	-0.000644462	-0.000705502	-0.013731575	-0.003139356
10	W11	-0.482012	-0.4821								$\alpha * \partial E / \partial w11$			$\alpha * \partial E / \partial w12$			$\alpha * \partial E / \partial b$
11	W12	1.1768125	1.1717								0.000777506			0.022043698			
12	b1	-0.938557	-0.9376							y-t	0.177016128			y-t	0.177016		
13	b2	-0.909045	-0.9084							1-y	0.289262942			1-y	0.289263		
14	W21	1.0476825	1.0484							y	0.710737058			y	0.710737		
15	W22	21.212087	21.2258							w21	1.047682465			w22	21.212087		
16	b	-8.741561	-8.7384							1-u1	0.771611845			1-u2	0.556798		
17	MF	0.03								u1	0.228388155			u2	0.443202		
18	MF: Merit Fuction									x	0.578571429			x	0.578571		
19		-0.485641		0.5785714	0.711			α			0.2						
20		1.0815818		0.9	0.946383												
21		-0.945798		0.3857143	0.437479												
22	最適化結果例	0.021165		0.7807857	0.308706												



新しい重みに変換

OPT.-Go

Excel ribbon area including Font, Configuration, Numerical, and Style tabs with various icons and options.

H30 0.0384844712624421

Table with columns A-H containing numerical data, likely parameters for the optimization model.

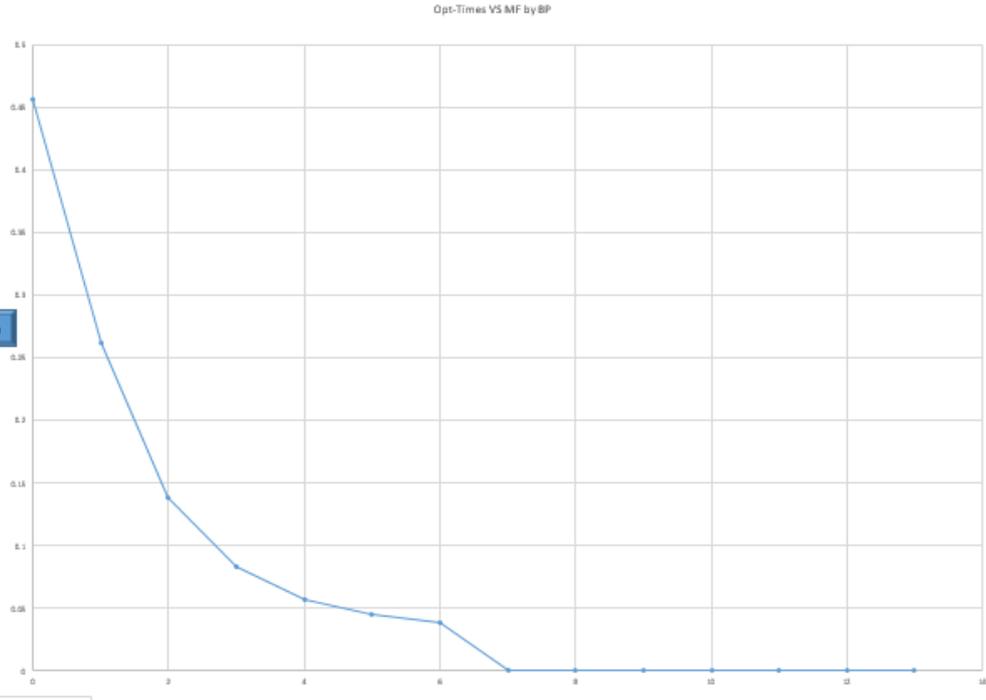


Table with columns X-Z containing numerical data, possibly results or intermediate calculations from the optimization process.

謝辞

本講演を行うに当たっては、
NTTデータ数理システム社の、

徐さん、中園さん、

に大変お世話になりました。

御礼申し上げます。

終