

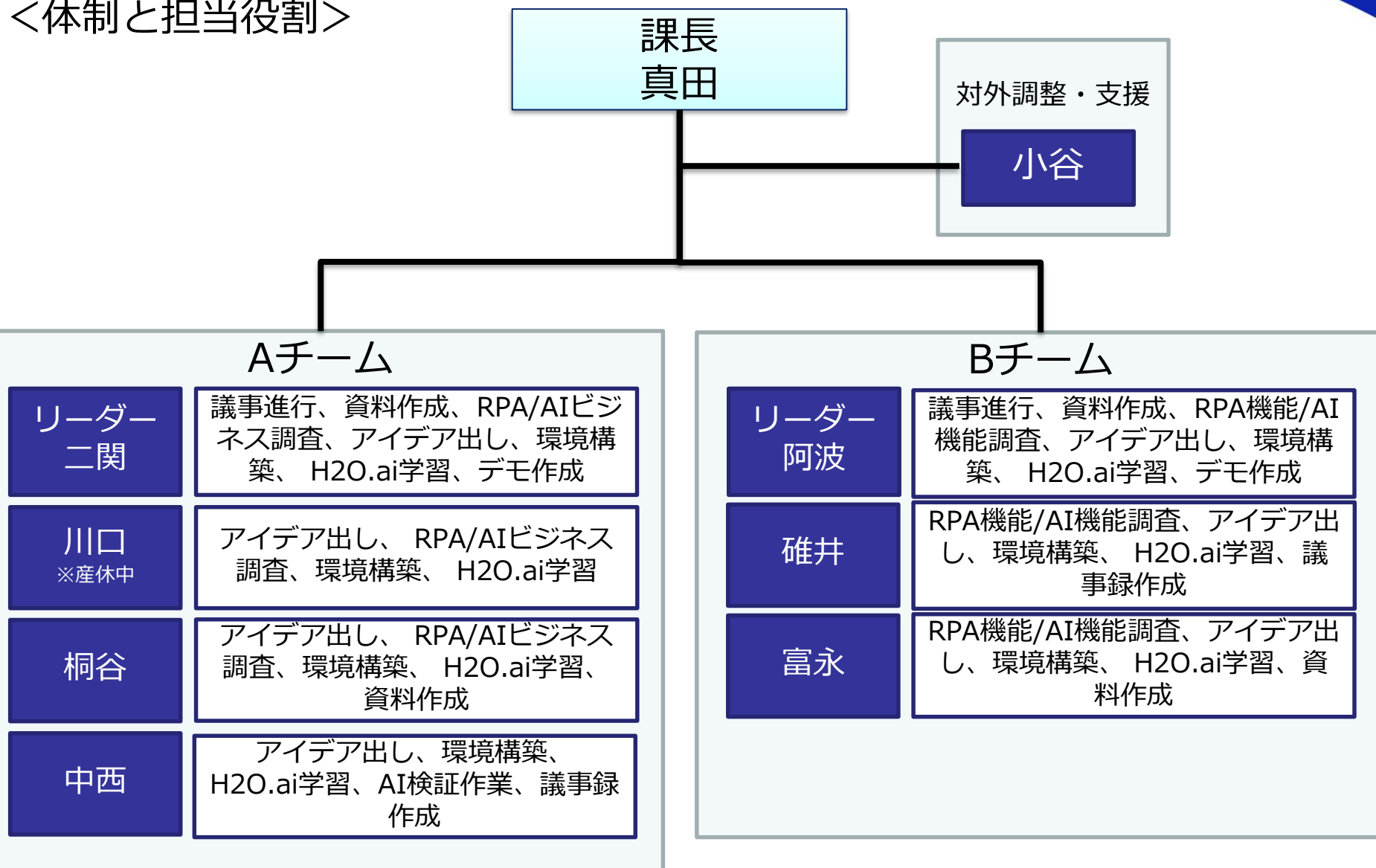
AI + RPA ～勤怠管理チェックの自動化～

2021年 1 月 25 日

1. テーマ概要
2. MW技術部 4 課メンバー紹介
3. 取り組み経緯
4. サービスイメージ、検証結果
5. 検証振り返り
 - 苦労した点
 - 残業予測の困難さ
6. 今後の展望

検証テーマ	AI + RPA ～勤怠管理チェックの自動化～		
テーマの実現による効果・メリット	<ul style="list-style-type: none"> 勤怠データから得られる情報から、 ライン職の判断に役立つ予測情報を提供し、健全な組織経営に役立てる。 メンバの業務効率化に対する問題意識の醸成や、 普段業務で扱わないAI知見の獲得を目指す。 		
実施に向けたポイント・難所	<ul style="list-style-type: none"> どのようなデータが分析に利用できるか？ <ul style="list-style-type: none"> 勤怠における数値データ 日々の勤怠における「理由」欄 売上・営業利益等の勤怠外のデータ？ どのような予測モデルを構築するか。 <ul style="list-style-type: none"> 仮説の立案・・・データから導き出せるかもしれない事象を洗い出す。 仮説の検証・・・実際に導き出せるのか検証する。 →「仮説」がそもそも役に立つか、最初に「顧客」に確認する必要がある。 ⇒「機械学習プロジェクトキャンバス」を使用して、整理する。 		
実現手段	製品		選定理由
	RPA	WinActor	PFS部門で唯一の主管RPA製品
	AI	H2O Driverless AI	評価版が利用可能なため
	実行インフラ	AWS	ITECで利用可能なため

<体制と担当役割>



なぜ勤怠管理チェックの自動化？

現状ライン職向けに実施されている勤怠管理チェックに
AIによる残業時間予測の機能を追加することで、マネジメントに役立てることができる。

ライン職



現状

各月20日時点で、社員の当月残業時間を個別に予測・確認

- ・判断基準が曖昧・・・
- ・個別に予測しなければならない・・・



AIで自動化することにより・・・

ライン職

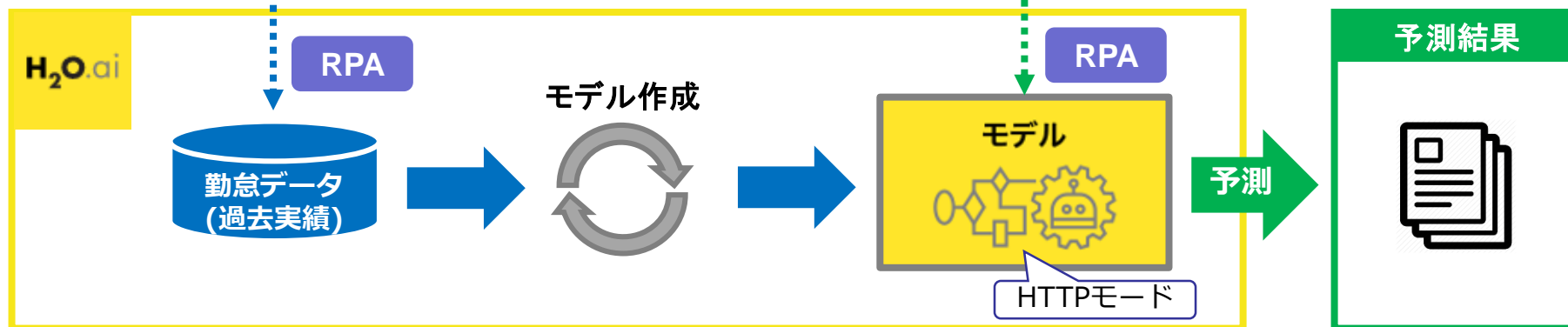
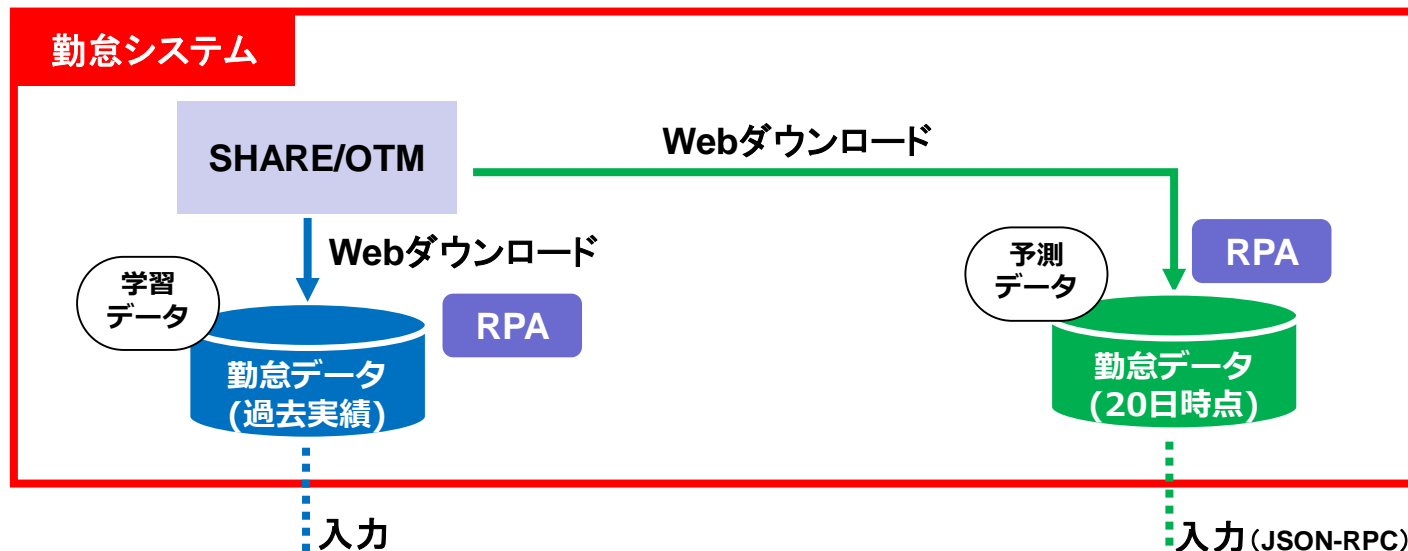


残業時間予測結果から、判断が容易となり、
マネジメントに役立つ！

検証テーマ

当月20日時点の勤怠状況から月末の残業時間を予測する

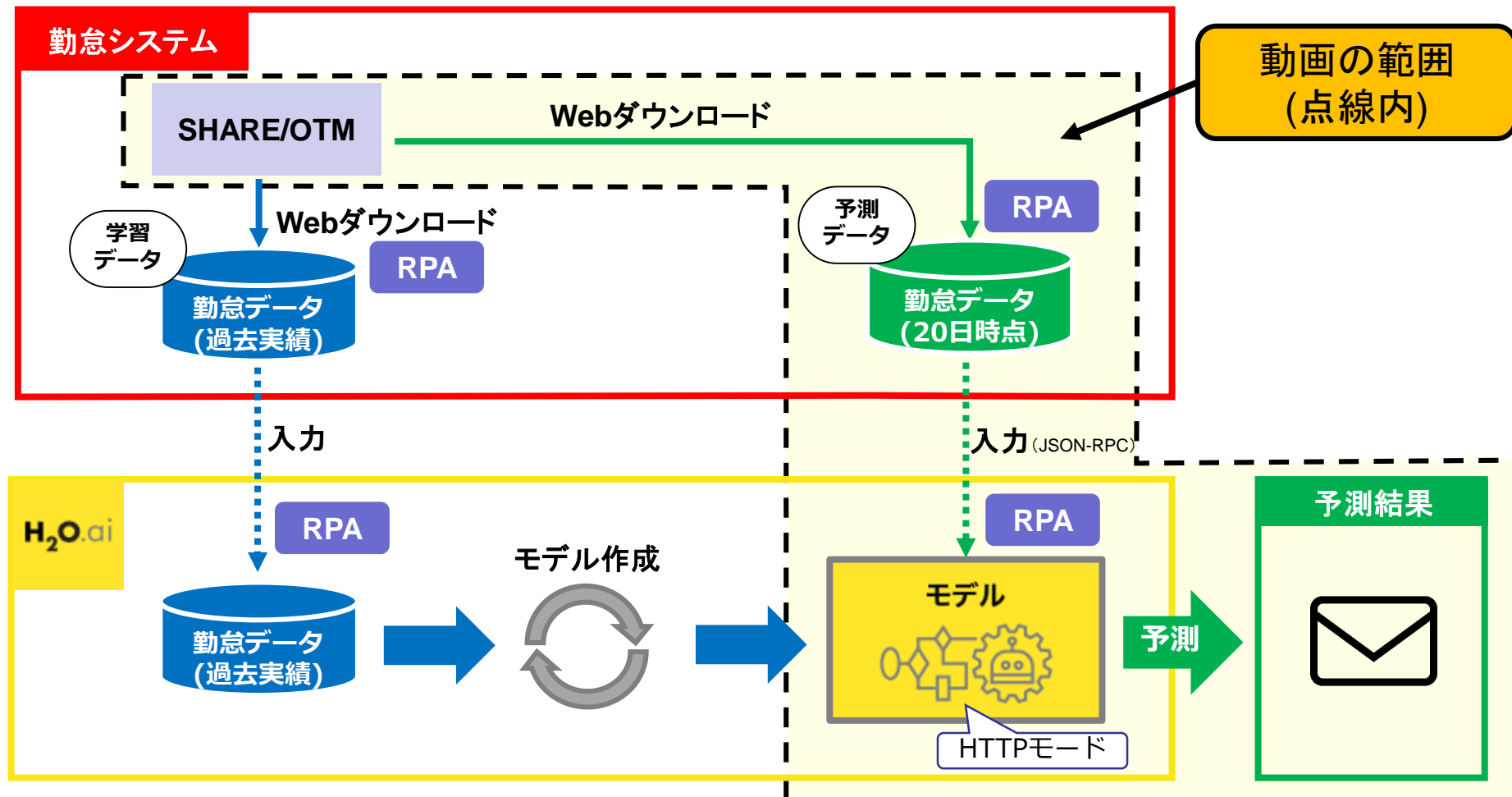
勤怠システム



利用イメージ動画

サービスイメージ(動画範囲)

検証テーマ 当月20日時点の勤怠状況から月末の残業時間を予測する



AI + RPAによる通知メールのイメージ



winactor-noreply@scsk.jp

【勤務実績】勤怠チェック処理の完了（警告 0件）チェック対象：2020/12/20まで

このメッセージの表示に問題がある場合は、ここをクリックして Web ブラウザーで表示してください。

勤怠チェックご担当者様

お疲れ様です。WinActorです。

勤怠チェックの結果、警告記録はございませんでした。

ご確認よろしくお願い申し上げます。

【残業時間情報】

社員番号	氏名	所属名	資格名	残業-当月	36 協定-月間	36 協定-年間	年度内有休申請率(%)	残業時間予測(AI 予測)
12345	Aさん	IE 事本 ミド 第一 第三課	基幹職 D・裁量	26:53	34:00	306:00	100.0	34:45
23456	Bさん	IE 事本 ミド 第一 第三課	基幹職 D・裁量	30:12	34:00	306:00	95.0	42:12
34567	Cさん	IE 事本 ミド 第一 第三課	基幹職 E・裁量	20:43	34:00	306:00	100.0	24:11
54321	Dさん	IE 事本 ミド 第一 第三課	基幹職 E・裁量	0:10	34:00	306:00	100.0	0:24
65432	Eさん	IE 事本 ミド 第一 第三課	基幹職 D・裁量	38:54	34:00	306:00	100.0	51:22
76543	Fさん	IE 事本 ミド 第一 第三課	基幹職 D・裁量	8:01	34:00	306:00	100.0	12:10

※1「36 協定-年間」の警告は、年度始まりからの経過月数に基づき算出されています。

算出式：年度始まりからの経過月数×34(時間)+12(時間)を超えている場合に警告

※2「年度内有休申請率(%)」は、Share/OTMにより以下の計算式にて計算された値となります。

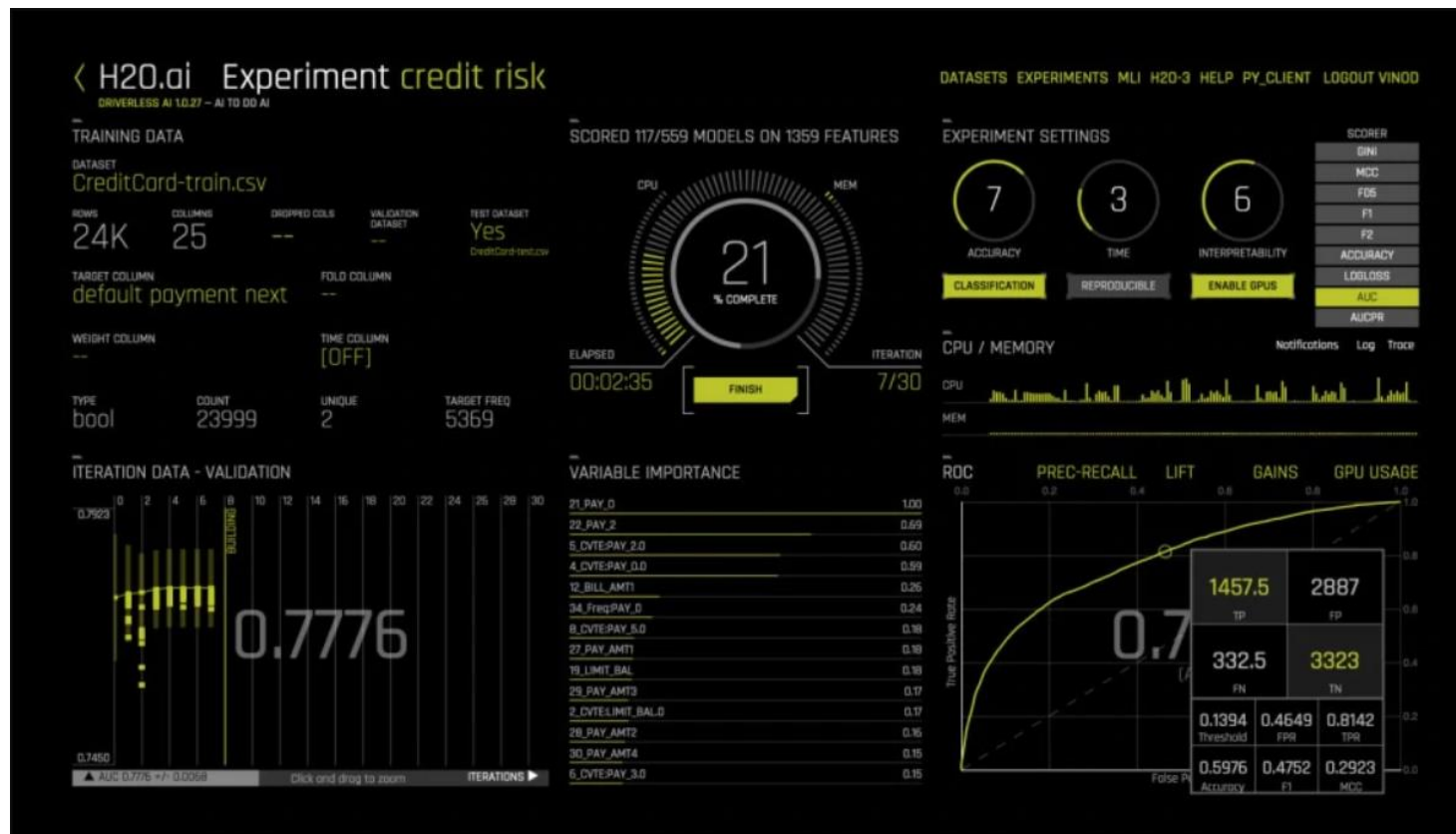
算出式：(年度内有休申請日数÷年度内有休付与日数)×100

尚、月初等、過去月の結果をチェックしている場合、表示される値は「取得済みの有休日数」により計算が行われます。

AIによる予測結果

■ 予測データ・・・チームメンバーの勤務実績データを使用

モデル作成データ	2019年12月～2020年10月(11ヶ月分)
予測データ	2020年11月20日時点 の値





人間

- (忙しいので)単純な予測になるはず
→ 線形予測 [直線的な予測]

V S



AI

- 過去データを元にした計算モデルにより、
人間よりも高精度な予測ができるはず！

2020年11月の残業時間

■実績値 ■AI予測値 ■線形予測値



9人中7人の結果で
単純な予測(線形予測)
よりもAI予測の方が
実績値に近かった！

■結果差異

氏名	Aさん	Bさん	Cさん	Dさん	Eさん	Fさん	Gさん	Hさん	Iさん
実績値	43:10	28:10	26:21	12:30	43:33	44:36	33:15	30:20	1:00
AI予測値	38:19	34:50	29:59	11:45	43:38	47:14	30:18	37:08	2:23
線形予測値	48:34	42:03	26:13	15:45	56:19	85:03	39:59	46:05	1:41

苦労した点(H2O.aiの特性)

そもそもAI有識者がメンバーにいない
ところからスタート

- 時刻データ(time型)をターゲットとして扱うことが出来ない点。
- 有効となり得るかを予測し、モデル作成に利用するデータをインポートする必要がある点。
- 多数の設定パラメータのうち、どのパラメータを設定すべきか不明であった点。



- ✓ 時刻データ(hh:mm)を分単位(mm)に変換し、数値(int型)として対応した。
- ✓ 必要となるデータを推測し、モデル作成を何度も行い、最適なデータを考察し対応した。
- ✓ 製品主管部署への聞き込み等で各々パラメータの意味を確認。有効となるパラメータを推測し、何度もモデル作成を行った。

大石さんありがとうございました!!!

■ 残業予測の困難さ

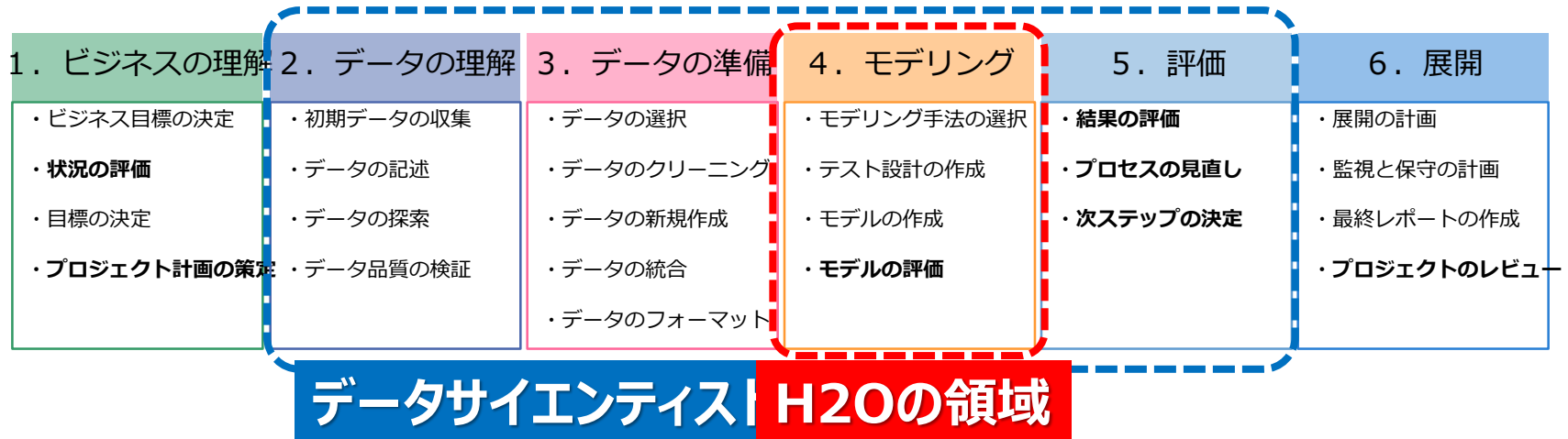
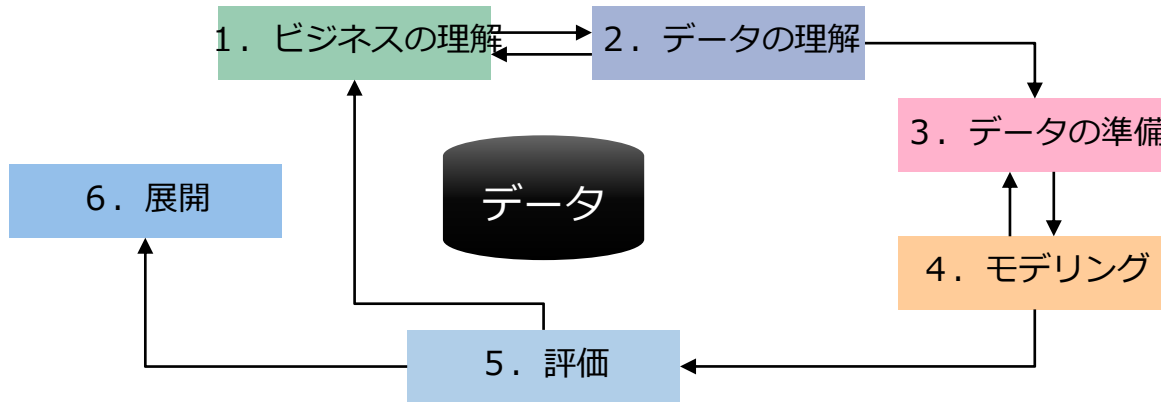
事例が無い

勤怠情報等を基にしたAI事例には、「離職率予測」が多数を占めており、残業時間の予測を行った事例は調べる限りでは存在しなかったため、1からスタートする必要があった。

各種制度を考慮する必要がある

SCSKは多くの複雑な勤務形態（半休、フレックスetc）が存在する。正しい予測を行うため、SHARE/OTMからエクスポートしたデータを各種制度に合わせ、加工する必要があった。

“**CRISP-DM**” (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) は、業界で実証されているデータ・マイニングの指針となる手法です。



(※H2O Driverless AI 説明資料より)

1. 予測精度の向上

下記の様な取り組みを行う事で、予測結果の精度の向上を図る。

- ・モデル作成時におけるH2O.aiのパラメータを調整する。
- ・学習データの量を増やす。
- ・学習データの項目(列)を増やす。

2. モデル再作成の自動化

より精度を向上させていくためにも、定期的にモデルの再作成を行う事が重要だと思われる。

- ・モデル作成のプロセスもRPAにより自動化する。

⇒実務運用可能な本番環境構築を目指す！