

# 作業発生の規則性に基づく作業予測手法

吉井 英人<sup>1</sup> 乃村 能成<sup>1</sup> 谷口 秀夫<sup>1</sup>

**概要:** 我々は、これまでの研究で作業発生の規則性というモデルを提案した。このモデルを利用することで将来の作業発生を予測できる。しかし、作業発生の規則性から抽出すべき予測に必要な情報と予測の手法は明らかにされていない。本稿では、まず作業発生の履歴から統計情報や周期に関する情報を抽出し、繰返情報として定義する。次に、繰返情報に基づいて将来の作業発生を予測する手法について述べる。また、周期的に発生している作業についていくつかの実例を示し、本手法を適用した結果について考察する。

**キーワード:** 作業予測, カレンダー, 計画立案

## A Method for Forecasting the Future Events of Ambiguous Recurrence

HIDETO YOSHII<sup>1</sup> YOSHINARI NOMURA<sup>1</sup> HIDEO TANIGUCHI<sup>1</sup>

**Abstract:** We proposed a model that is capable of handling the patterns of ambiguous recurring tasks. Although, this model is believed useful for prediction of the tasks which might happen in the future, it is not clear how extract the necessary information from the model. Therefore, this paper proposes a method for forecasting the future tasks by extracting statistical information from the model. First, some additional terms to express the statistical information are introduced. Next, we propose a new method for forecasting. Finally, we show typical examples of recurring tasks, and perform some evaluation of the method on these examples.

**Keywords:** Task Forecasting, Calendar, Planning

### 1. はじめに

我々が将来の予定について計画するとき、過去の作業履歴を参考にすることが多い。なぜならば、多くの作業はある程度決まった周期性に基づいて発生しているからである。たとえば、ミーティングや忘年会は、それぞれ「約2週間に1回」や「毎年12月下旬」といった曖昧な周期を持つ。この周期性に基づき作業の発生を確認できれば、将来の作業予測や仕事の引き継ぎ時の情報伝搬に有用だと考えられる。過去の履歴を利用する研究はこれまでもいくつか存在する [1], [2]。また、仕事引き継ぎの観点から過去の作業履歴の利用法を探る研究も現れてきている [3], [4]。し

かしながら、これらの研究で提案されているモデルは、一般的なカレンダーシステムが持つデータモデルとは大きく異なるため、両者の親和性を取ることは難しい。

曖昧な周期性を扱うモデルとして作業発生の規則性というモデルを提案している [5]。このモデルは、シンプルかつ既存のカレンダーシステムが扱うモデルと親和性の高いモデルである。このモデルは繰り返し発生する同様の作業を集合として表現する。この集合を利用することで、将来の作業発生を予測できる。

本稿では、将来の作業発生を予測するために、作業発生の履歴から統計情報や周期に関する情報を抽出し、繰返情報として定義する。また、繰返情報に基づいてシステムが将来の作業発生を予測する手法について述べる。

関連研究として、ユーザとその周囲の状況を分析し、将

<sup>1</sup> 岡山大学大学院自然科学研究科  
Graduate School of Natural Science and Technology,  
Okayama University

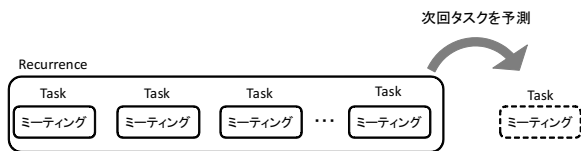


図 1 リカーレンスを利用した作業予測

来の行動を予測する研究が行われている [6], [7]. また, 次の行動を予測することで, 行動に合わせたサービスを提供しようという研究もある [8]. これらの研究は, 次の行動の予測に焦点をあてたものである. ここでは, これらの研究とは異なり, 将来発生する作業を提示することにより, 将来の計画を立てる作業 (計画立案) の支援を目的としている.

本稿では, まず, 繰返情報モデルを提案し, 作業発生の規則性モデルとの関係について説明する. 次に, 多くの作業が約 1 年を周期として発生していることに着目した作業予測手法を提案する. さらに, 周期的に発生している作業についていくつかの実例を示し, 本手法を適用した場合の結果について考察する.

## 2. 作業発生の規則性と繰返情報

### 2.1 作業発生の規則性

周期性と関連性を集合として表現する方法が提案されている. この作業発生に関わる周期性と関連性を表現したモデルを**作業発生の規則性**と呼ぶ. 作業発生の規則性には, 作業とその周期性を表現する以下の 2 つの概念がある.

**タスク (Task):** タスクとは, 作業を扱う最小の単位である. タスクは開始時刻と終了時刻を持ち, この間で連続的に行われる作業を表現する. また, 個別のタスクは開始時刻による順序関係を持つ.

**リカーレンス (Recurrence):** リカーレンスはタスクを要素とする集合である. リカーレンスは繰り返し発生している同様のタスクを 1 つの集合とする.

リカーレンスは繰り返し発生する同様のタスクの集合であり, リカーレンスをうまく利用することで, 将来のタスク発生を予測できる. リカーレンスを用いた作業予測の例を図 1 に示す. 図 1 のように, リカーレンス内に複数のタスクが存在する場合, リカーレンス内のタスクの周期性を解析することにより, 次回タスクの発生を予測できる.

### 2.2 作業発生の規則性に基づく作業予測

タスク発生を予測する単純な方法として, リカーレンス内のタスク発生日付の間隔の平均 (以降, 作業発生間隔の平均日数とする) を求め, 平均をそのまま次のタスク発生の予測に利用する方法が考えられる. しかしながら, この方法ではタスク発生をうまく予測できない. これは, 主に以下の 2 つに起因する.

(1) 曜日の偏りを考慮していない

表 1 曜日ごとの発生頻度

曜日	日	月	火	水	木	金	土	祝日	合計
発生回数 (回)	0	16	7	9	7	4	0	0	43
発生割合 (%)	0	37	16	21	16	10	0	0	100

(2) 長期休暇や年末年始といった発生しない期間がある

作業発生間隔の平均日数のみを用いる予測では, 休日には発生しないはずのタスクが日曜日に予測されることがある. また, 夏期休暇といった長期休暇に容易にぶつかってしまう. さらに, 長期休暇が周期の計算に勘定されるので, 平均値が不当に大きくなる. つまり, 作業発生間隔の平均日数のみを用いる予測では, タスクの発生をうまく予測できない. したがって, タスク発生の予測には作業発生間隔の平均日数以外の情報が必要である. そこで, 単なる履歴であるリカーレンスからどのような情報を抽出すれば, 予測に有用か考える.

### 2.3 繰返情報

タスク発生の予測に必要な情報を検討するために, 実際の作業発生を分析した. 作業の典型的な例として, 著者が所属する研究グループでのミーティングについて事例調査を行った. ミーティングは約 2 週間に 1 回程度の周期で発生する作業である. 図 2 は, 2009 年度, 2010 年度の 2 年間の発生履歴を示している. 横軸は日付で, 縦軸は発生の有無を 1/0 で表現している. 分析の結果, 以下の 4 つのことが分かる.

(1) 発生する曜日に偏りがあるがいつも同じではない

作業が発生する曜日には偏りがある. これは, 他の作業の曜日が固定されていたり, 日付決定の際に 2 週間という周期を意識した意思が働いているからだと考えられる. 曜日ごとの発生頻度を表 1 に示す. 表中では, 祝日も曜日の 1 つとしている. 表 1 から, 月曜日が全体の約 40% を占めている. また, 土日や祝日にはまったく発生していないことが分かる.

(2) 発生しない期間が存在する

夏期休暇, 年末年始といった作業が発生しない期間が明確にあらわれている. 具体的には, 7/30-8/29, また 12/22-1/6 が各年度に共通して作業が発生しない期間と観測される.

(3) 時間帯に偏りがある

時間帯を開始時刻と作業時間の組みと考えた場合, 作業が発生する時間帯はある程度決まっている. 開始時刻, 作業時間の発生頻度を表 2, 表 3 に示す. これによると, 開始時刻は, 発生回数の多い上位 3 つで全体の 50% 以上を占めており, 上位 9 つまでで全体の 80% を超えている. また, 作業時間を 30 分単位で分類した場合, 120 分から 150 分が全体の 40% を占めていることが分かる.

(4) 年間における差異は大きくない

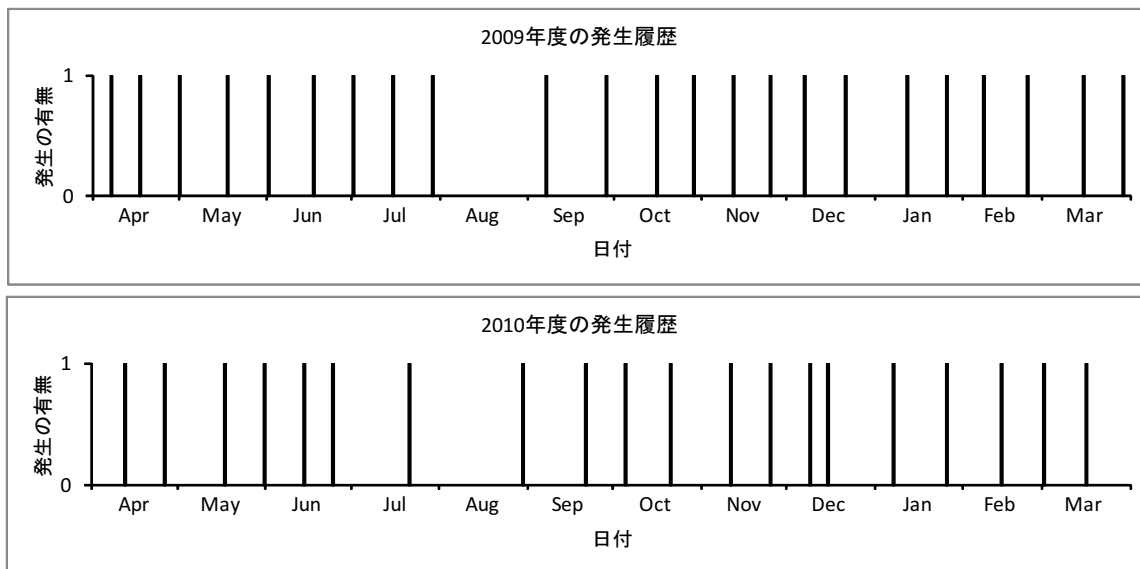


図 2 2009 年度，2010 年度のミーティングの発生履歴

表 2 開始時刻の発生頻度

通番	開始時刻	発生回数 (回)	累積割合 (%)
1	13:00	12	28
2	10:00	9	49
3	09:30	3	56
4	15:00	3	63
5	09:00	2	67
6	13:10	2	72
7	14:00	2	77
8	10:25	1	79
9	13:30	1	81
10	14:15	1	84

表 3 作業時間の発生頻度

通番	作業時間 (分)	発生回数 (回)	累積割合 (%)
1	120 ~ 150	17	40
2	150 ~ 180	12	67
3	90 ~ 120	7	84
4	180 ~ 210	4	93
5	~ 90	2	98
6	210 ~	1	100

年単位で発生の系列を比較してみると，1 年を周期とした相似形を観測できる．つまり，作業自身は，2 週間周期で発生しているタスクととらえているが，1 年を周期として見直すと，2009 年度の第 1 回ミーティングと 2010 年度の第 1 回ミーティングが 1 つのリカーレンスを形成していると考えられる．この観点から，1 年という周期で各回のミーティングが発生していると考えれば，長期休暇にも同様の周期を見出すことができる．

上記 (1)，(2)，(3) については，我々が普段行っている作業の経験からも分かることである．しかし，具体的な数値についてはあまり意識しない．上記 (4) については，今回の事例調査の結果から，新たに分かったことである．我々は約 2 週間に 1 回発生しているミーティングは，個々の 2 週間という周期でとらえることが多い．しかし，事例調査の結果からも分かるように，1 年単位で作業の発生を眺めた場合，1 年ごとに作業の発生が対応していると考えられる．つまり，個々のタスクが 1 年を周期として持っていると言える．

これらを踏まえて，予測には以下の 4 つを考慮する．

(1) 昨年の発生間隔を考慮

分析の結果から，作業発生は年を単位とした相似形を

持っていることが分かる．図 2 から各年度において，作業の発生時期は多少異なるものの，作業発生間隔は類似していることが観測される．このことから，発生間隔として昨年の同時期に発生した作業の発生間隔を用いることで作業発生を予測する．昨年の作業発生間隔は，昨年の同時期に発生した作業とその次の作業との日数差から求められる．

(2) 曜日を考慮

表 1 から，発生する割合が高い曜日や全く発生しない曜日があることが分かる．曜日ごとの発生割合を求め，作業が発生する割合の高い曜日や作業が発生しない曜日を考慮して予測する．曜日ごとの発生割合は，リカーレンス内のタスクを解析し，統計情報として得られる．

(3) 作業が発生しない期間を考慮

作業が発生しない期間を求める方法として，ユーザから入力してもらう方法が考えられる．しかし，作業が発生しない期間は事前に分からない．また，入力自体が手間になる．したがって，これは有用な方法ではない．そこで，昨年の作業発生間隔を用いる．図 2 から，各年度に共通して，夏期休暇をはさんだ作業の間隔が大きく開いていることが分かる．このことから，昨年の作業発生間隔を用いた場合，夏期休暇を避けて予測できると考えられる．夏期休暇以外の作業が発生しない期間についても同様のことが言える．

(4) 時間帯を考慮

表 2 から、開始時刻はある程度決まっていることが分かる。作業時間に関しても、表 3 から、発生回数の多い作業時間がほぼ決まっており、その作業時間の近辺でばらつきがあることが分かる。以上から、開始時刻は発生回数の多い上位 3 つ、作業時間は最も発生回数の多いものを用い、この組み合わせを時間帯とする。開始時刻と作業時間に関しては、曜日の発生割合と同様に統計情報として得られる。

曜日や作業が発生しない期間が発生に影響を及ぼす作業がある一方で、「散髪に行く」といった曜日や発生しない期間とはあまり関係なく、その周期が重要なものもある。このような作業では、その周期を発見して提示する方が有用な場合もある。そこで、作業発生間隔の平均日数も予測に必要な情報の 1 つとする。

作業予測に必要な情報を**繰返情報**とする。以上のことから、以下の 5 つを繰返情報とする。

**作業発生間隔の平均:** 作業発生間隔の平均日数と標準偏差

**昨年の作業発生間隔:** 昨年の同時期に発生した作業の作業発生間隔

**曜日情報:** 日月火水木金土の 7 つに祝日を加えた 8 つの曜日の発生割合

**時間帯情報:** 開始時刻の上位 3 つと発生回数の最も多い作業時間を組み合わせた時間帯の 3 つのパターン

**最終作業情報:** リカーレンス内の直近の作業に関する情報

2.4 1 年を周期とした周期性の継承に基づく作業予測手法

ここでは、1 年を周期とした作業発生について前節の事例をもとに詳しく述べる。2.3 節で述べたように、作業は 1 年を周期とした相似形を持つ。これが明確にあらわれている部分として、7 月下旬から 9 月上旬にかけての作業発生がある。他の作業発生と比べ、発生間隔の幅が広がっている。2009 年度においては、7 月下旬から 9 月上旬まで作業が発生していない。また、2010 年度においては、7 月下旬から 8 月下旬まで作業が発生していない。各年度において 7 月下旬から 8 月下旬が共通して作業が発生していない期間である。2009 年度と 2010 年度の作業発生から、2011 年度も 7 月下旬に作業が発生し、その次は 8 月下旬に発生すると推測できる。12 月から 1 月までの作業発生についても同様のことが言える。各年度において、作業発生が 1 年ごとに対応している（たとえば、2009 年度の第 1 回ミーティングと 2010 年度の第 1 回ミーティングが対応している）と考えた場合、2010 年度の作業発生間隔を用いることで 2011 年度の作業発生を予測できる。つまり、昨年の作業発生間隔を用いて、作業発生を予測する。

図 2 から各年度において、作業の発生時期にずれがあることが分かる。これは、作業発生の曜日を考慮に入れると説明できる。

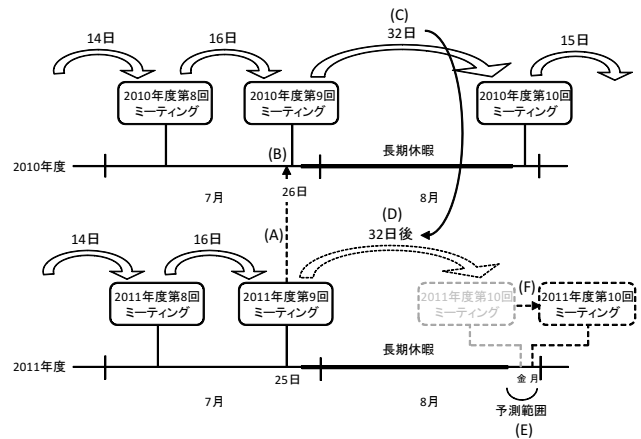


図 3 1 年を周期とした周期性の継承に基づく作業予測手法の適用例

上記の結果を踏まえ、1 年を周期とした周期性の継承に基づく作業予測手法を提案する。以下で予測の手順について説明する。

- (1) リカーレンス内の最後に発生したタスクの日付 (最終作業日) から 1 年 (365 日) 前の日付を求める。
- (2) 1 年前の日付を基準日とし、リカーレンス内のタスクの中から、基準日に最も近い作業日を求める。これに対応日とする。
- (3) 対応日とその次の作業日との日数差 (昨年の作業発生間隔) を求める。
- (4) 昨年の作業発生間隔を最終作業日に加えた日付を候補日 1 とする。
- (5) 候補日 1 の前後 3 日も候補日として、候補日 1 からの日数差と曜日の発生割合を用いて重み付けする。
- (6) 候補日の中で重み付けの評価値が最も高い日付を次回作業日とする。
- (7) 次回作業日に時間帯の情報を加えた日時を次回作業日時として予測する。

次に、この手法を適用した例について説明する。

図 3 はミーティングに作業予測手法を適用した例であり、「2011 年度第 10 回ミーティング」の予測の様子を示したものである。以下に手順を示す。

- (A) 「2011 年度第 9 回ミーティング」の発生日である 7 月 25 日の 1 年 (365 日) 前の日付を求め、2010 年 7 月 25 日を得る。この日付を基準日とする。
- (B) 基準日をもとに対応点を求める。具体的には、2010 年 7 月 25 日から最も近いミーティングとその発生日を求め、「2010 年度第 9 回ミーティング」(7 月 26 日) を得る。
- (C) 「2010 年度第 9 回ミーティング」と「2010 年度第 10 回ミーティング」の間隔を求め、32 日を得る。
- (D) 間隔 32 日を 2011 年度にも適用し、「2011 年度第 9 回ミーティング」から 32 日後を候補日 1 とする。
- (E) 候補日 1 の前後 3 日間 (候補日 1 を含めて 1 週間) を予測範囲とする。

(F) 予測範囲内の日付で候補日 1 に近く、曜日の発生割合の高い日付を発生日として予測する。図 3 では、発生割合の高い月曜日に修正し、その日付を「2011 年度第 10 回ミーティング」の発生日と予測する。また、上記の方法により求めた発生日に時間帯の情報を加えて、発生日時を予測する。

### 3. 評価

#### 3.1 評価の観点

我々は普段、カレンダーシステムを用いて予定を管理することが多い。この際、将来発生すると推測されるタスクを事前に登録することがある。将来発生すると推測されるタスクを、その発生時期を考慮しながらカレンダーに仮登録していく作業をここでは計画立案と呼ぶ。計画立案は、おおよそ以下の手順で行われると想定する。

- (1) 計画立案したい月のカレンダーと前年の同月のカレンダーを並べて開く
- (2) 前年のカレンダーの各タスクについて
  - (a) そのタスクが、再び発生するかどうか判断する
  - (b) 発生すると判断したならば、立案したい月のカレンダーに複写登録する
- (3) 計画について納得できるように調整し確認する  
これを必要な月について繰り返す。

計画立案において、(2-a) のように過去のカレンダー上に登録されている各タスクについて、そのタスクが再び発生するかどうか判断する。また、(2-b) のように発生すると判断した場合、立案したい月のカレンダーに複写登録する作業を行う。これらの作業には、手間がかかることが想定される。なぜならば、過去のカレンダーの中には、繰り返し発生しないタスクも存在するため、繰り返し発生するかどうかを個々のタスクについて吟味する必要がある。また、繰り返し発生すると判断した場合でも、カレンダーに複写する際に、発生時期を考えなければならないためである。

繰り返し発生するタスクに関して、システムが発生日時を予測して提示してくれる場合、(2-a) や (2-b) にかかる手間を軽減できると考えられる。

このことから、作業予測は計画立案において有用であると言える。しかし、作業予測が十分な精度を持ち合わせていない場合、たとえば全く別の日時に予測されるといった場合に、作業予測の有用性は低下する。なぜならば、誤った日時に予測されたタスクを修正する手間がかかるからである。つまり、作業予測においては、精度が重要であると言える。

ここで注意すべきは、作業予測における予測の精度は実際のタスク発生日時と一致するかどうかではなく、予測された結果をユーザが納得できるかどうかであるということである。なぜならば、実際のタスクの発生とその日時は直近にならないと決まらないため、計画立案の段階では、

表 4 予測に用いる作業の分類

通番	タスク	作業名	2010 年度	2011 年度	合計
A1	研究ミーティング	ミーティング 1	20	23	43
A2	(約 2 週間に 1 回)	ミーティング 2	17	14	31
A3	進捗報告会	進捗報告会 1	12	12	24
A4	(約 1 ヶ月に 1 回)	進捗報告会 2	11	11	22
A5	年中行事	研修会	1	1	2
A6	(約 1 年に 1 回)	忘年会	1	1	2
B1	スポーツ大会 (季節ごと)	スポーツ大会	4	4	8
C1	講義	講義 1	13	14	27
C2	(約 1 週間に 1 回 (半期))	講義 2	12	12	24
D1	レクリエーション (不定期)	レクリエーション	3	3	6
合計			94	95	189

正確な日時は分からないからである。ここで問題とすべきは、どれだけユーザが納得できる予定を提示できるかということである。

これを踏まえ、作業予測の精度について評価する。具体的には、タスク発生を予測し、予測したタスクにおいて、妥当だと判断したタスクの数を比較する。

これにより、作業予測の精度の評価を行う。

#### 3.2 評価環境の準備

作業発生の規則性に基づくカレンダーシステムが提案され、実装されている [9], [10]。評価には、作業発生の規則性に基づくカレンダーシステムを用いる。

まず、実験に用いた初期データについて述べる。あらかじめ、2010 年度と 2011 年度の過去 2 年間の予定を作業発生の規則性に基づくカレンダーシステムに登録しておく。加えて、2010 年度と 2011 年分についてリカーレンスの関係を手動で与える。表 4 は、予測に用いたタスクを分類したものである。表 4 では、作業ごとの 2010 年度のタスク数、2011 年度のタスク数、および 2010 年度と 2011 年度のタスク数の合計をあげている。

予測に用いるそれぞれの作業について説明する。それぞれの作業を以下の 4 つに分類する。

##### (1) A (A1~A6)

A1 から A6 の作業は、それぞれ約 2 週間、約 1 ヶ月、および約 1 年という周期を陽に意識している作業である。これらの作業については、次の作業日時を決定する際に、周期を意識した意思が働く。

##### (2) B (B1)

周期を意識しないが、季節ごとに発生する作業である。この作業は、季節ごとというおおまかな周期は決まっているものの、周期が作業日時の決定の際に及ぼす影響は、A1 から A6 の作業ほど強くない。

##### (3) C (C1, C2)

半期のみ約 1 週間に 1 回という周期で発生する作業である。これらの作業に関しては、我々は約 1 週間に 1 回という周期でとらえているが、半期のみしか発生しないという点で、A1 から A6 の作業とは異なる。

##### (4) D (D1)

不定期に発生する作業である。この作業は、発生に関

表 5 予測結果の比較

通番	手法	妥当	妥当でない			合計
			曜日×	期間×	合計	
手法 1	平均	44	34	51	85	129
手法 2	平均+曜日	73	0	50	50	123
手法 3	1 年前	79	14	5	19	98
手法 4	1 年前+曜日	92	0	6	6	98

表 6 予測結果の分類別の比較

通番	手法	分類	妥当	妥当でない			合計
				曜日×	期間×	合計	
手法 1	平均	A	39	22	6	28	67
		B	2	0	1	1	3
		C	1	11	43	54	55
		D	2	1	1	2	4
手法 2	平均+曜日	A	58	0	10	10	68
		B	2	0	1	1	3
		C	11	0	38	38	49
		D	2	0	1	1	3
手法 3	1 年前	A	50	11	3	14	64
		B	3	1	0	1	4
		C	25	0	2	2	27
		D	1	2	0	2	3
手法 4	1 年前+曜日	A	61	0	3	3	64
		B	3	0	1	1	4
		C	25	0	2	2	27
		D	3	0	0	0	3

して特に強い制約はない。毎年 3, 4 回程度発生している。

表 4 のデータをもとに、提案手法を含む 4 つの手法で 2012 年度の 1 年分のカレンダーを作成した。

**手法 1:** 作業発生間隔の平均日数 (平均)

作業発生間隔の平均日数のみを用いる手法である。

**手法 2:** 作業発生間隔の平均日数と発生確率 (平均+曜日)

手法 1 に 2.3 節で述べた曜日情報と時間帯情報による補正を加えた手法である。

**手法 3:** 昨年の作業発生間隔 (1 年前)

昨年の作業発生間隔のみを用いる手法である。

**手法 4 (提案手法):** 昨年の作業発生間隔と発生確率 (1 年前+曜日)

手法 3 に曜日情報と時間帯情報による補正を加えた手法である。

今回の評価では、時間帯は最も発生回数の多いものを用いた。

作成したカレンダーをここでは、**未来カレンダー**と呼ぶ。未来カレンダーには、予測された予定以外は登録されていないこととする。今回の評価では、各手法で予測したタスクが妥当かどうかを人間が 1 つ 1 つ判断し、妥当だとした数、妥当でないとした数を計測する。また、その判断理由を吟味する。

### 3.3 実測評価

#### 3.3.1 作業予測の精度の評価

3.2 節で述べた 4 つの手法を用いて作成した未来カレン

ダを目視で確認し、予測された個々のタスクについて、日時が妥当かどうかを判断する。妥当でないと判断したタスクは、未来カレンダーから除外する。今回の評価における妥当性の判断基準は、予測された日時にタスクが発生しうであると実験者が判断するかどうかである。

この作業後に未来カレンダーに残ったタスクは、妥当だと判断されたタスクであるとし、このタスクの数を比較する。

表 5 に評価結果を示す。また、表 4 における作業の分類に従い、比較した結果を表 6 に示す。予測した日時が妥当でないと判断した理由として、以下の 2 つがある。

#### (1) 曜日×

祝日をひとつの曜日とする。発生しない曜日に予測された場合である。つまり、曜日が妥当でないタスクである。

#### (2) 期間×

夏期休暇や年末年始といった発生しない期間に予測された場合である。つまり、期間が妥当でないタスクである。別の年度に予測された場合も期間が妥当でないとする。

それぞれ 4 つの手法における評価結果について分析する。

#### 3.3.2 作業発生間隔の平均日数を用いる手法

手法 1 と手法 2 は、どちらも作業発生間隔の平均日数を用いる手法である。表 5 に示すとおり、手法 1 において予測されたタスクの合計は、129 件で、内、妥当なタスクは 44 件、妥当でないタスクは 85 件であった。また、「曜日×」のタスクは 34 件、「期間×」のタスクは 51 件であった。手法 2 では、合計 123 件で、内、妥当なタスクは 73 件、妥当でないタスクは 50 件であった。また、「曜日×」のタスクは 0 件、「期間×」のタスクは 50 件であった。

手法 1 では、予測されたタスクの半数以上が妥当でないタスクであった。これは、曜日と期間を全く考慮していないためである。曜日の発生割合を用いることにより、曜日を考慮して予測できることは、表 5 の手法 1 と手法 2 の結果を比較すると分かる。手法 1 では、「曜日×」のタスクが 34 件であるのに対して、手法 2 では 0 件となっている。このことから曜日を考慮することの有用性が分かる。

表 5 では、「期間×」のタスクは、手法 1 で 51 件、手法 2 で 50 件とそれほど差は見られない。分類別に比較した場合、表 6 から、分類 C の作業が「期間×」の大半を占めていることが分かる。具体的には、手法 1 で 43 件、手法 2 で 38 件であり、全「期間×」項目の 8 割を占める。これは、講義の場合、作業は半期のみであるにもかかわらず、手法 1、手法 2 では、講義が発生しない半期分も周期として計算する。このため、1 週間よりも周期が大きくなってしまう。また、講義が 2011 年度の前半に発生した場合、発生しないはずの 2011 年度の後半に予測されるためである。このことから、作業発生間隔の平均日数を用いる手法では、発

生しない期間に関しては考慮できないことが分かる。

### 3.3.3 昨年の作業発生間隔を用いる手法

手法3と手法4は、どちらも昨年の作業発生間隔を用いる手法である。手法3において予測されたタスクの合計は、98件で、内、妥当なタスクは79件、妥当でないタスクは19件であった。また、「曜日×」のタスクは14件、「期間×」のタスクは5件であった。手法4では合計98件で、内、妥当なタスクは92件、妥当でないタスクは6件であった。また、「曜日×」のタスクは0件、「期間×」のタスクは6件であった。

昨年の作業発生間隔を用いる手法3、手法4では、作業発生間隔の平均日数を用いる手法1、手法2と比べて、「期間×」のタスクが少ない。表6に示すとおり、分類別に見た場合でも、A-Dの4つの分類すべてにおいて、手法3、手法4の方が「期間×」のタスクが少ないことが分かる。特に、分類Cにおいては、その差が顕著に現れている。これは、昨年の作業発生間隔を用いることで、発生しない期間を考慮できているからである。具体的には、夏期休暇や年末年始などの作業が発生しない期間を考慮できている。また、講義のように半期だけ行われる作業は、発生しない半期を避けて予測できているためである。

表6から、手法1、手法3はどちらも曜日を考慮していないにも関わらず、「曜日×」は明らかに手法3の方が少ないことが分かる。具体的には、分類Aの作業に関して、「曜日×」は、手法1では22件であるのに対して、手法3では11件である。また、分類Cの作業に関しては、手法1では11件であるのに対して、手法3では0件である。これは、昨年の作業発生間隔を用いることで曜日をある程度考慮できていることを示す。たとえば、約2週間に1回という周期で発生し、土日には発生しない作業を考える。この作業が月曜日に発生した場合、次回は月曜日から金曜日のいずれかの曜日に発生し、作業日が土日となる間隔では発生しない。この間隔が次年度においても適用されるため、自然に曜日を考慮できている。しかし、表5から分かるように、手法3でも、依然とし「曜日×」のタスクが14件予測された。

手法4では、曜日を考慮することにより、この14件に関しても正しく予測できており、「曜日×」のタスクは0件となっている。

昨年の作業発生間隔と曜日を考慮した手法4では、約9割が妥当なタスクである。4つの分類のいずれにおいても、手法4が妥当なタスク数が最も多い。このことから、4つの手法の中では、手法4が最も精度の高い予測であると言える。

## 4. まとめ

作業予測のために繰返情報モデルを提案し、作業発生 of 規則性モデルとの関係について述べた。また、多くの作業

が1年を周期として発生していることに着目した作業予測手法を提案した。さらに、周期的に発生している作業について作業予測手法を適用し、評価を行った。評価の結果、昨年の作業発生間隔と発生確率を考慮することにより、曜日や長期休暇を考慮して予測できることを示した。

なお、評価において、2つ以上のタスクの時間帯が重なることがあった。これは、それぞれの手法において3、4件確認でき、各タスク間の関連性を考慮していないことが原因であると考えられる。

残された課題として、タスク間の関連性を考慮した予測についての検討がある。

**謝辞** 本研究の一部は、日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所の提供する研究設備、回線を活用した。ここに記して謝意を示す。

## 参考文献

- [1] 安部田 章, 松並 勝, 碓崎 賢一, “スケジュール情報の共有・再利用に着目した協調作業支援システム,” 情報処理学会研究報告. [グループウェア], Vol. 95, No. 67, pp. 7-12, 1995.
- [2] 山根 隼人, 長尾 確, “AcTrec : 行動履歴を用いた個人行動支援,” 情報処理学会第66回全国大会講演論文集, Vol. 66, No. 3, pp. 115-116, 2004.
- [3] 齊藤 典明, 金井 敦, 赤埴 淳一, “知識蓄積・継承のためのスケジュールデータ構成法,” 情報処理学会研究報告. [グループウェアとネットワークサービス (GN)], Vol. 2012-GN-82, No. 19, pp. 1-7, 2012.
- [4] 齊藤 典明, 金井 敦, 赤埴 淳一, “知識蓄積に適用可能なスケジュールデータ構成方法の評価,” 情報処理学会研究報告. [グループウェアとネットワークサービス (GN)], Vol. 2012-GN-83, No. 10, pp. 1-8, 2012.
- [5] 三原 俊介, 乃村 能成, 谷口 秀夫, “作業発生 of 規則性を扱うカレンダーシステムの提案,” マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, Vol.2010, No.11, pp. 215-220, 2010.
- [6] 首藤 幸司, 西尾 信彦, “センサフュージョンを利用した個人行動の未来予測機構,” 情報処理学会研究報告. [ユビキタスコンピューティングシステム (UBI)], Vol.2006, No.116, pp. 79-84, 2006.
- [7] 橋本 幸二郎, 道木 加絵, 道木 慎二, 大熊 繁, “HMMを用いた人間行動モデルに基づく次行動予測手法の検討,” ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集 2009, 1A2-E06(1)-1A2-E06(3), 2009.
- [8] 西野 正彬, 中村 幸博, 武藤 伸洋, 阿部 匡伸, “あいまいな表現を含むスケジュールデータとGPSデータとの時間的共起関係を利用した行動予測手法の検討,” 電子情報通信学会技術研究報告. [ライフインテリジェンスとオフィス情報システム (LOIS)], Vol.109, No.450, pp.73-78, 2010.
- [9] 三原 俊介, 乃村 能成, 谷口 秀夫, “作業発生 of 規則性を扱うカレンダーシステムの実現,” 研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol.2011-DPS-149, No.10, pp. 1-6, 2011.
- [10] 三原 俊介, 乃村 能成, 谷口 秀夫, “作業発生 of 規則性を扱うカレンダーシステムの評価,” 研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol.2012-DPS-150, No.46, pp.1-6, 2012.