

プロダクションシステム(Ⅱ)

The Atomic Components of Thought,
John R. Anderson (著), Christian
Lebiere (著) (1998/06) Lawrence
Erlbaum Assoc Inc

1. 概要、知識表現 pp.1~55
2. 実行(パフォーマンス) pp.57~100
3. 学習 pp.101~142

認知心理学におけるパフォーマンスメジャー

1. どのような反応をしたか

- ▶ 正答率、エラー率
percent correct, percent errors
 - 正解があり、○×判断をする場合
- ▶ 反応率
 - 反応カテゴリーが複数ある場合

2. 反応をするのにどれくらいの時間を要したか

- ▶ 反応潜時
latency
 - タスクを完了するのに要する時間
 - 途中の反応時間
 - ✓ 眼球運動、マウス移動、キー押下など

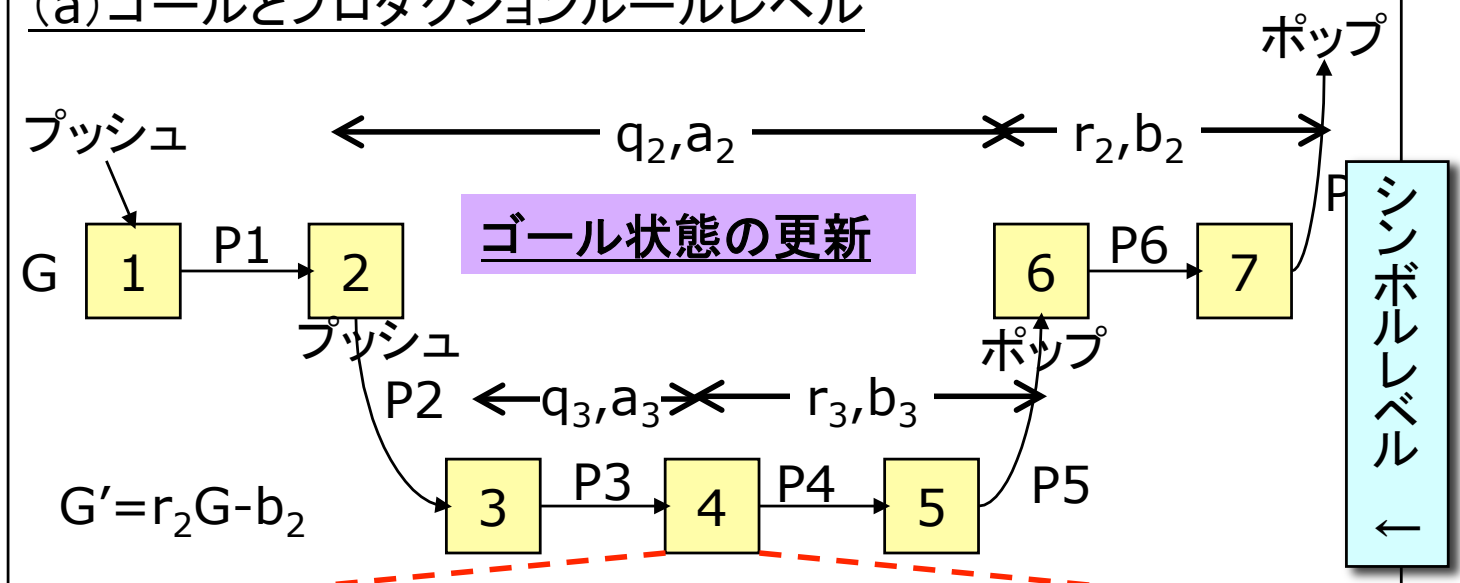
□ プロダクションシステムは、これらのパフォーマンスメジャーを予測する

- ▶ 反応の内容
- ▶ 反応のタイミング

ACT-Rとパフォーマンスメジャー

- 「被験者の反応」は、プロダクションシステムでは「プロダクションの発火」に対応
 - 発火したプロダクションルールが、反応の内容と、反応の潜時を決める
- 具体的には、以下の点が問題となる
 - ▶ 反応の内容
 - 発火させるプロダクションルールをどのように選択し、どのようにして発火させるのか
 - ▶ 反応潜時
 - プロダクションを発火させるのに要する時間はどのように決まるのか

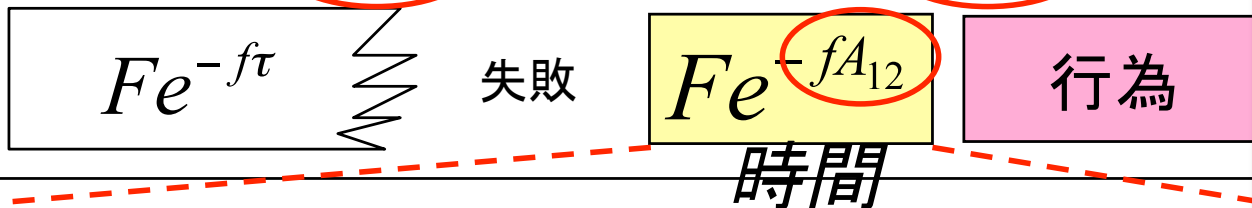
(a) ゴールとプロダクションルールレベル



(b) 衝突解決レベル

プロダクションルールの選択・実行

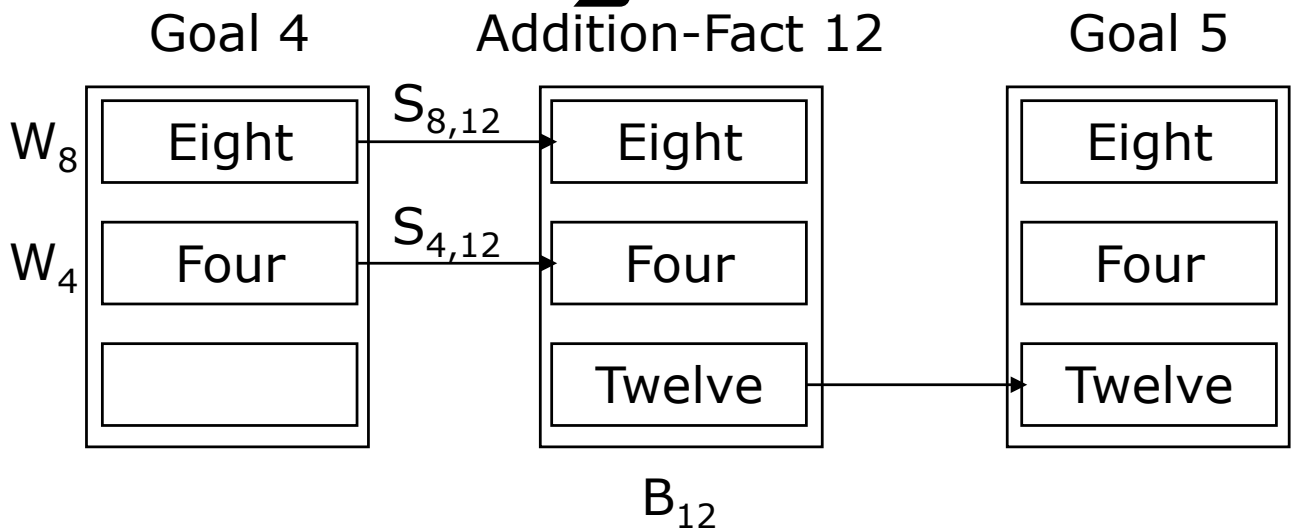
$P3(PG'-C = 17.95) \rightarrow P4(PG'-C = 17.80)$ 選択



(c) チャンク検索レベル

照合の程度の評価

$$A_i = B_i + \sum W_j S_{ji}$$



衝突解決 Conflict Resolution

発火可能なプロダクションの中から、一つのプロダクションを選択するプロセス

衝突解決プロセス

1. プロダクションルールの検索: 手続き的知識からゴール条件が合うプロダクションルールを検索し、衝突集合(Conflict set)を形成する
2. プロダクションルールの選択: 衝突集合の中から、ひとつのプロダクションルールを選択する
3. 記憶検索: 選択したプロダクションルールについて、条件部に含まれる記憶検索を行う
4. プロダクションルールの発火: 記憶検索に成功すれば、そのプロダクションルールを発火する(衝突解決は終了)
5. やり直し: 検索に失敗した場合には、次のプロダクションルールを試みる(ない場合は、ゴールは未達成でポップ)

例)
アルファベット計算
 $C+3=?$

衝突集合

P_d : 文字を答える
IF ゴールは「文字+数字=?に答える」、
かつ、「文字、+、数字、=、別の文字」が記憶にある
THEN 別の文字を答えとして報告

P_n : アルファベット計算を行う
IF ゴールは「文字+数字=?に答える」
THEN サブゴール「数字分だけアルファベット文字を進める」を設定する、そして、答えを報告する

期待利得に基づくプロダクション ルールを選択

期待利得方程式

$$\text{期待利得} \rightarrow E = \overset{\text{ゴールの価値}}{P} \overset{\text{ゴールコスト}}{G} - C$$

ゴール確率: このプロダクションルールが選択されたときにゴールが達成される確率

ゴールコスト: このプロダクションルールが選択されたときにゴールを達成するのに要するコスト

利得の単位は時間

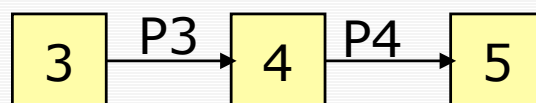
コスト・・・さらにかかる時間

ゴールの価値・・・そのプロダクションにかけてよいと考える時間

- 衝突集合内のプロダクションルールの中から、最も大きな期待利得 ($E > 0$) を持つプロダクションが選択される
- 記憶検索を試み、失敗した場合には、次に大きな期待利得を持つプロダクションルールが選択される
- 選択するプロダクションルールがなくなった場合には、ゴールは未達成でポップされる

衝突解決の例

1. ゴール状態は 4 である
2. P3 と P4 が手続き的知識から検索され、衝突集合を形成する
3. 期待利得は、 $P3 > P4$ なので、P3 が最初に考慮される
4. 記憶検索が時間切れとなり、条件を満たせず、P3は失敗する ← 理由:P3 は前のサイクルで発火しており、繰り返し発火ができないようになっていた
5. P4が考慮される
6. 記憶検索に成功し、行為部が実行される



(b) 衝突解決レベル

$P3(PG'-C = 17.95) \longrightarrow P4(PG'-C = 17.80) \longrightarrow$

$$Fe^{-f\tau}$$

失敗

$$Fe^{-fA_{12}}$$

行為

衝突解決プロセスに現れる並列処理

1. プロダクションルールの検索と順位付け

- ▶ 手続き的知識に格納されている全てのプロダクションルールが、同時に、ひとつのゴールチャンクと照合され、照合の取れたプロダクションルールが期待利得の大きい順に並べられる

2. チャンクの検索と順位付け

- ▶ 宣言的知識に格納されている全てのチャンクと、プロダクションルールに記述されているチャンクパターンが照合され、最も適合するチャンクが選択される

- 「条件に最も適合するものの選択」は並列処理で行われる
- 脳の神経ネットワークで実行されることに対応する

ゴール確率／ゴールコストの計算

- プロダクションルールのサイズは小さい → P や C を見積もるのは難しい
- 選択されているプロダクションが責任をもって決める範囲と、それ以降のプロダクションが責任を持つ範囲を分けることにより、この問題に対処

期待利得方程式

q : このプロダクションルールが成功する確率

r : このプロダクションルールが成功したときに、ゴールが達成される確率

ゴール確率方程式

$$P = q \times r$$

$$E = PG - C$$

ゴールコスト方程式

$$C = a + b$$

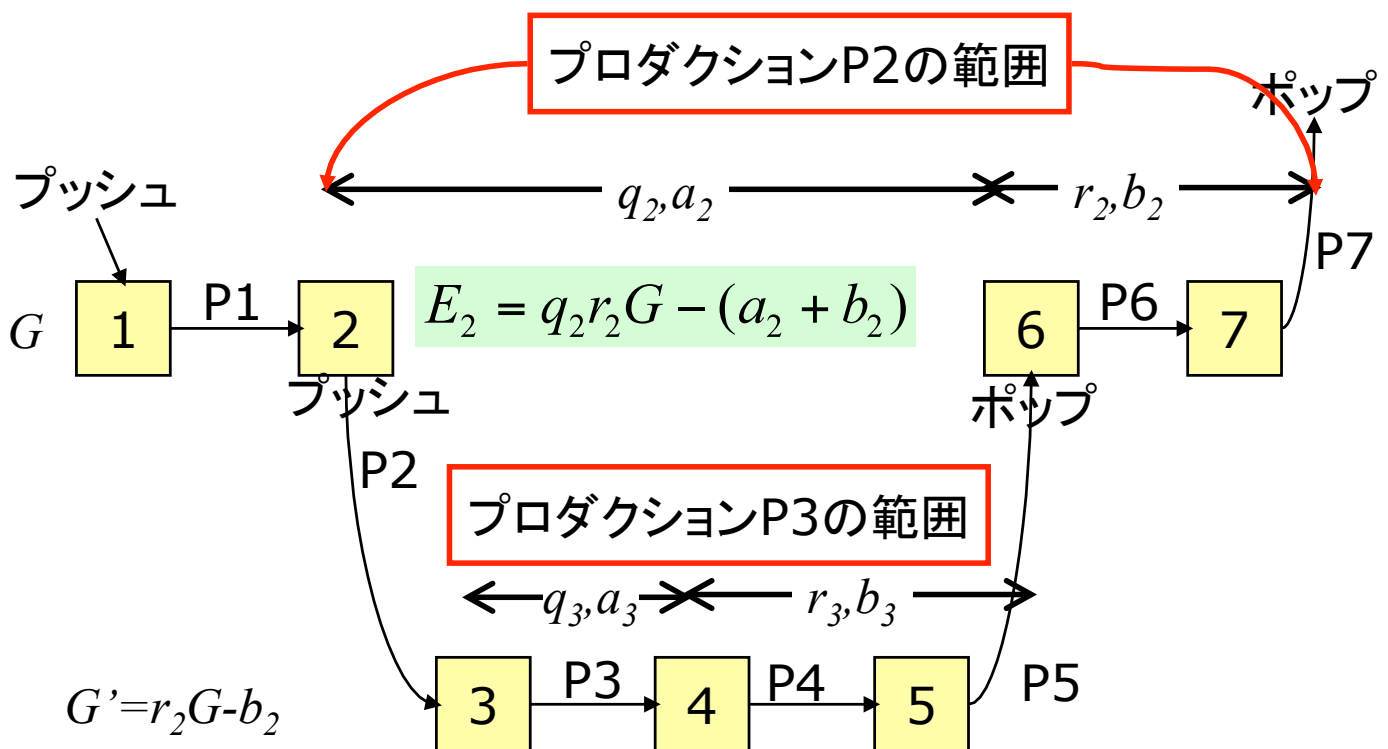
a : このプロダクションルールを実行するのに要する時間 (照合、行為部の実行)

b : このプロダクションルールが終了してからゴールが達成されるまでに要する時間

ゴール確率／ゴールコストの例

(a) ゴールとプロダクションルールレベル

P2はゴールをプッシュするので、P2の期待利得 E_2 を計算する際には、それがポップされることがP2の成功(q)に当たる



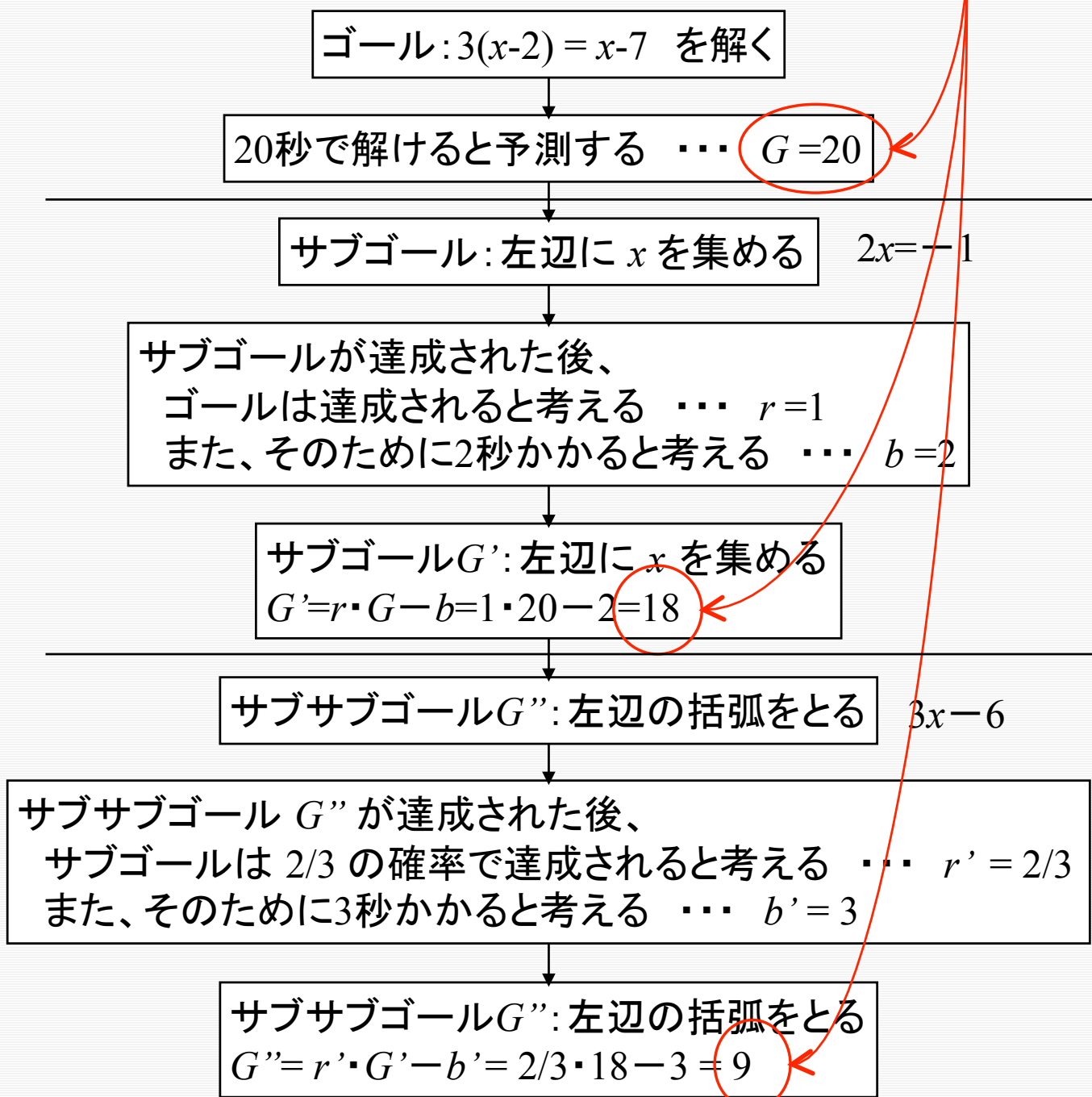
P3はゴールをプッシュしないので、P3の期待利得を計算する際には、それが成功するかどうかを考える

利得 G の決め方

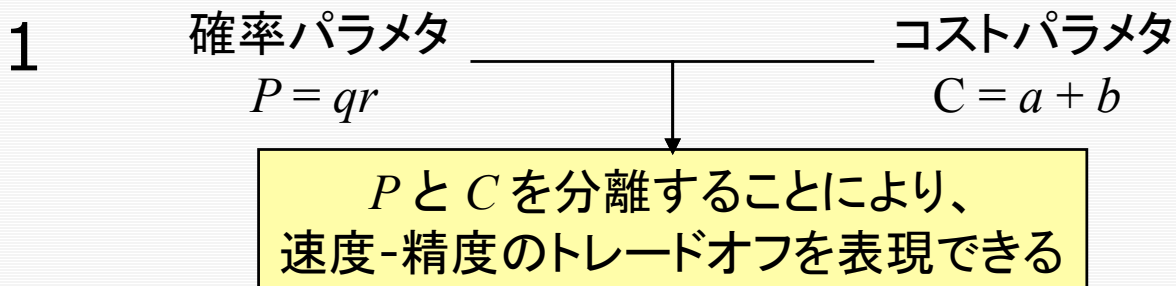
- G の初期値設定は、ACT-Rの管轄外
 - ▶ 相対的な価値の違いは定量化できない
 - パズルを解く、単位をとる、人を救う
 - ▶ 実験者が被験者に「これは1万円に相当する」と言った場合と「これは100円に相当する」と言った場合に、被験者がこれらをどのようにして G に変換するかは不明
- ACT-R は、 G への変換プロセスの詳細を考慮せず、 G があるものとして扱う
 - ▶ 実際には、 G はデータフィッティングの際に、値が決定され、その値が、モデルの予測に影響を与えない場合が多い

サブゴールの 期待利得の例

G は、階層が深くなるにしたがって、減少する。
深い階層のゴールを放棄する可能性が高くなる



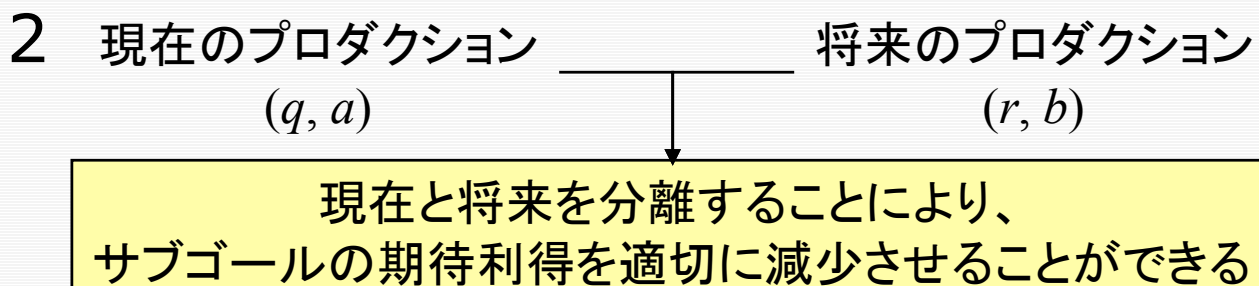
衝突解決を a, b, q, r で行う理由



$$\text{期待利得} = PG - C > 0$$

G に対応する時間をかけても良いと考えている。

- G が大きい場合は、小さい P も試せる
 - 特殊性の高いプロダクションの適用が可能
 - 精度の高い行為
- G が小さい場合は、大きい P しか試せない
 - 広範囲に適用可能なプロダクションしか適用できない
 - 並みの行為



$$\begin{aligned} \text{現在のゴール} &: G \\ \text{サブゴール} &: G' = r \cdot G - b \end{aligned}$$

衝突解決における偶然性

- 衝突解決に利用される量(期待利得)にノイズを付加 → システムの偶然性

- ▶ $E = PG - C + \text{ノイズ}$

- ▶ $PG - C$ が大きいプロダクションが、必ずしも常に選択されるわけではない(システムは決定論的ではなく、確率論的)

- ノイズの分布 …… ロジスティック分布

- ▶ logistic distribution
正規分布のよい近似になっていて、計算しやすい

分布関数
$$p(\varepsilon) = \frac{e^{-\varepsilon/s}}{s(1 + e^{-\varepsilon/s})^2}$$

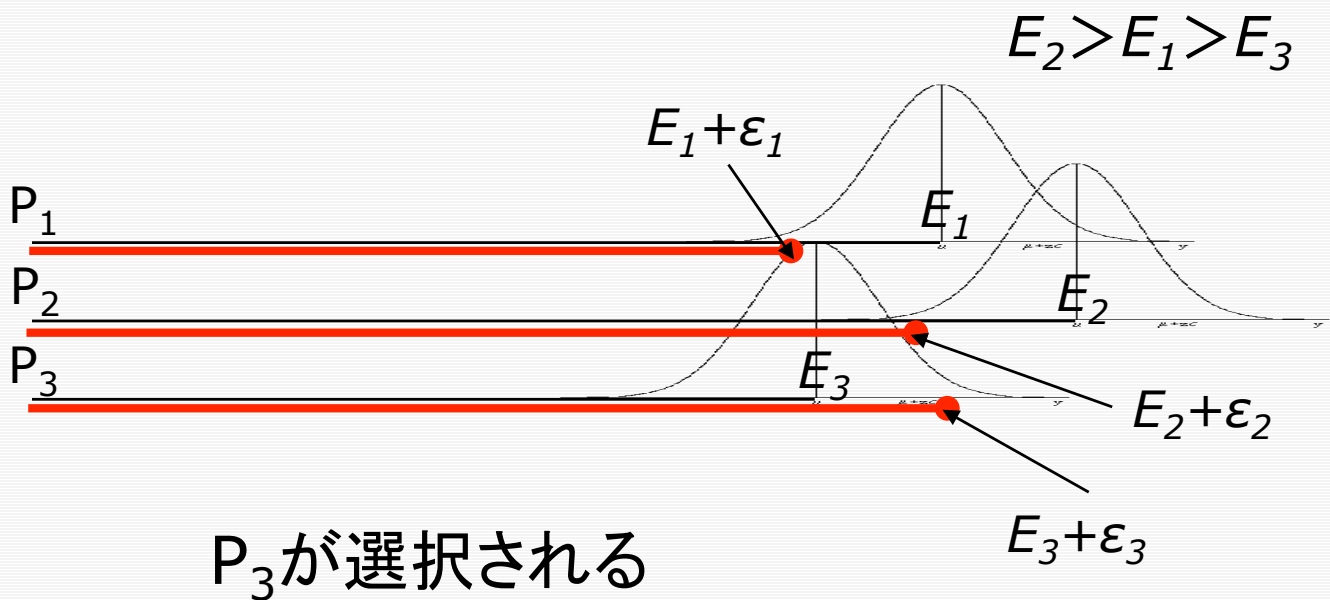
累積分布関数
$$P(\varepsilon) = \frac{1}{1 + e^{-\varepsilon/s}}$$

各期待値 E_i に対して平均0、分散 $\sigma^2 = \frac{\pi^2 s^2}{3}$ のノイズ ε を生成する

ACT-Rでは、パラメタ s によってノイズの大きさを設定する

プロダクションルールの選択

- 個々のプロダクションルールの期待利得の確率分布が決まれば、モンテカルロシミュレーションを行って、一つのプロダクションを選択できる



プロダクションルール選択確率

- 個々の期待利得がロジスティック分布をしていて、それらのなかから、最も大きな値を取り出す場合、平均値が E_i となる分布から選択される確率は、以下の式で与えられる

プロダクションルール i が選択される確率

$$= \frac{e^{E_i/t}}{\sum_j e^{E_j/t}} \quad ; \quad t = \sqrt{6}\sigma/\pi \text{ and } t^2 = 2s^2$$

- Boltzmannマシンの式と同じ
 - ▶ Ackley, Hinton, & Sejnowsky, 1985; Hinton & Sejnowsky, 1986
 - ▶ t は温度
 - ▶ Soft-max 規則と呼ばれる
 - 最大となる項目を選択する傾向があるが、常にそうと言うわけではない
 - t が小さくなる(温度が低くなり、ノイズが小さくなる)と、大きなものが選択される傾向が強くなる → 決定論的になってくる
 - ▶ 可能な状態のなかからエネルギーを最小にする状態を求めるとき、高い温度から始めて、極小値を与える状態を最適と判断してしまうことを防ぐ
 - ▶ ACT-Rでは、温度を高くすることにより、よりよいプロダクションを発見する事を可能にする

チャンク検索

選択されたプロダクションルールの条件部に指定されたチャンクパターンに適合するチャンクを、宣言的知識から検索してくるプロセス

チャンク検索の役割

- チャンク検索は、プロダクションシステムの振る舞いを決める重要なプロセス
- チャンク検索速度が、行為の実行速度に影響する
- チャンク検索に失敗すると、正しい行為が実行されない
 - ▶ オMISSIONエラー
- 間違ったチャンクが検索されると、誤った行為が実行される、
 - ▶ コMISSIONエラー

チャンク検索の基本メカニズム ～活性を利用した検索～

- 過去の経験に基づいて有効と考えられるチャンクを、有効性の程度に応じて活性化し、最も有効なものを選択する
- チャンク i の活性は次の式で与えられる

活性方程式

$$A_i = B_i + \sum_j W_j S_{ji}$$

A_i : チャンク活性 (Activation of Chunk i)

||

B_i : 基礎活性 (Base-Level Activation)

+

W_j : 原始活性 (Source Activations)

$\sum$

× 現在のゴールの-slot j に注意を払っている度合い

S_{ji} : 連合強度 (Strength of Association)

チャンク i と、ゴール-slot j の連合の強さ

活性方程式の適用例

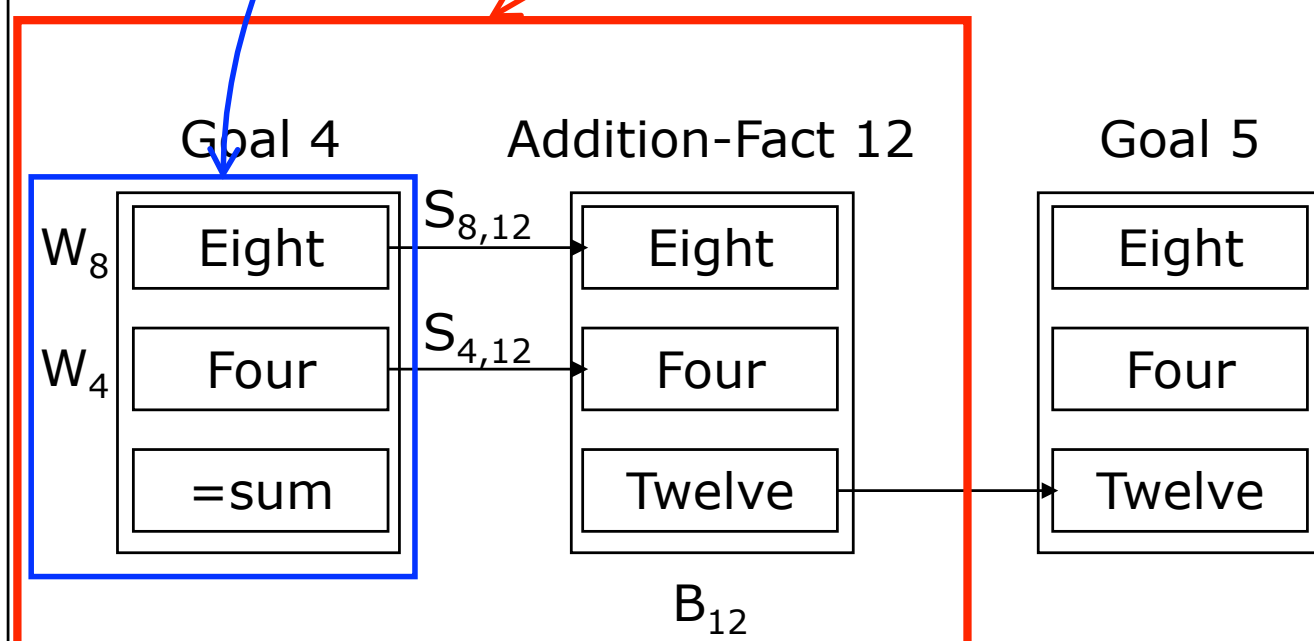
$$\begin{array}{r} 2 \ 3 \ 8 \\ + \ 1 \ 2 \ 4 \\ \hline \end{array}$$

P4: 数字を加える
 =goal>
 isa 桁加算
 number1 =num1
 number2 =num2
 answer nil
 =fact>
 isa 和
 addend1 =num1
 addend2 =num2
 sum =sum
 ==>
 =goal>
 answer =sum

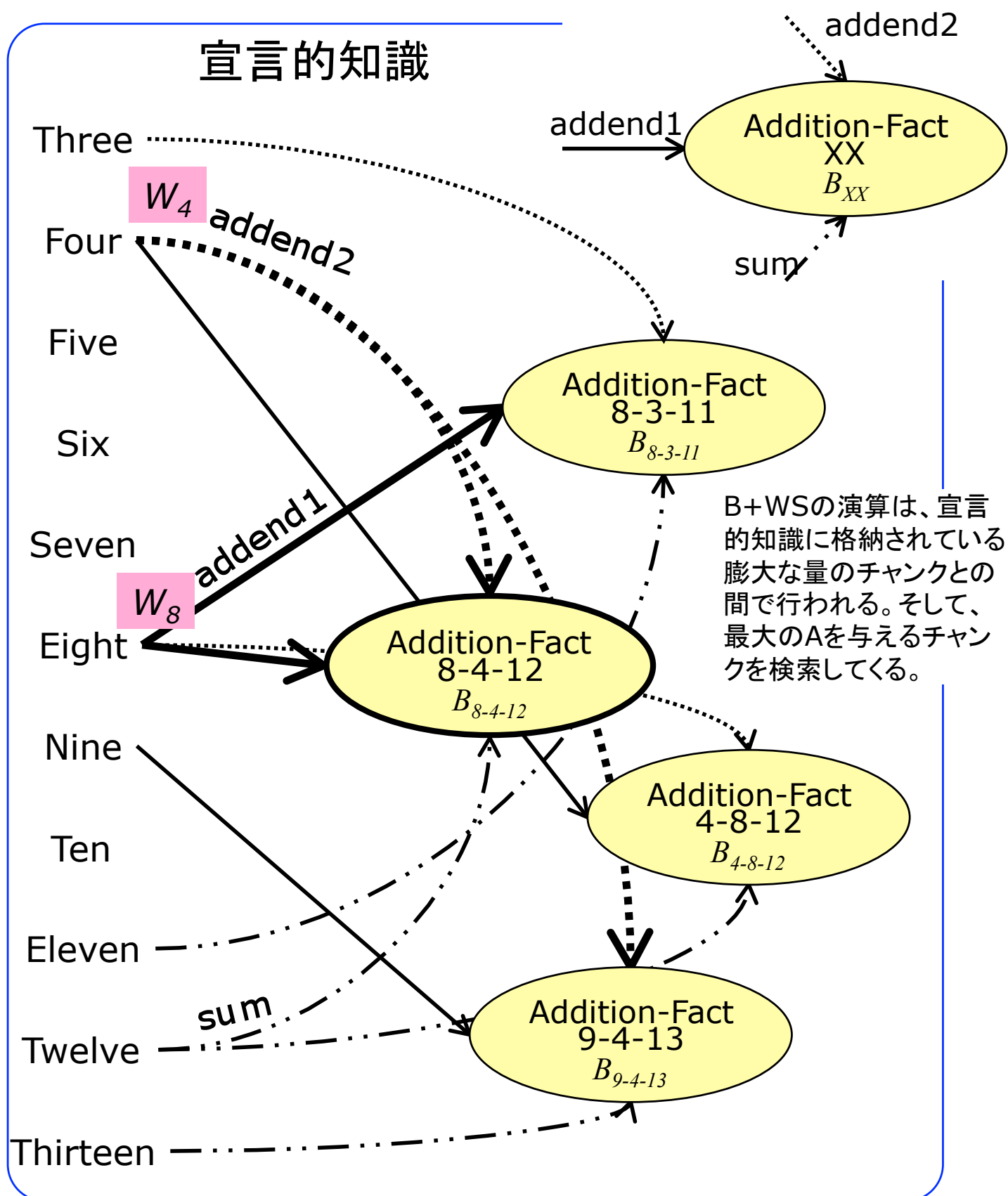
P4: 数字を加える
 =goal>
 isa 桁加算
 number1 Eight
 number2 Four
 answer nil
 =fact>
 isa 和
 addend1 Eight
 addend2 Four
 sum =sum
 ==>
 =goal>
 answer =sum

$$A_{addition-fact-12} = B_{12} + W_8 S_{8,12} + W_4 S_{4,12}$$

(c) チャンク検索レベル



チャンク検索の並列性 $A_{XX} = B_{XX} + W_{A1}S_{A1,XX} + W_{A2}S_{A2,XX}$



基礎活性 B_i

□ 基礎活性の大きさに影響する事柄

- ▶ 最後にアクセスされてからどれくらい経過しているか
- ▶ どれくらい頻繁にアクセスされているか

□ 基礎活性の特徴

- ▶ 基礎活性は時間の経過に伴って減少する $B_i(t)$
- ▶ 基礎活性はノイズの影響により揺らぐ $B_i(t) + \varepsilon$
- ▶ 基礎活性の大きさは、そのチャンクが将使用われる見込み(オッズ)を反映した形で学習される ⇒ 次回

原始活性 W_j

- ゴールの要素(スロットで値の入っているもの)に払われている注意の大きさを反映している
- ACT-R の仮定
 - ▶ 原始活性の総量は一定
 - ▶ 原始活性は、ゴールの各要素に均等に分配される

原始活性の総量 = 1

値の入っているスロット数 = n

⇒ 各スロットには $1/n$ の原始活性が付与される

- ▶ 余分なスロットに値が入っていると、活性を奪ってしまう

連合強度 S_{ji}

- 連合強度 S_{ji} は、チャンク i が、ゴール要素 j に利用された頻度を表す尺度
 - ▶ j : addend1 Eight
 - ▶ i : Addition-Fact-8-4-12 $\Rightarrow S_{ji}$
 - ▶ i' : Addition-Fact-8-3-11 $\Rightarrow S_{ji'}$
- すなわち、 S_{ji} は、チャンク i が検索されたということが起こったときに、 j が活性源に存在する程度を表す $\propto P(j|i)/P(j)$
- $P(j|i)P(i) = P(i|j)P(j)$ であるから、 S_{ji} は、 $\ln[P(i|j)/P(i)]$ の評価値
 - ▶ $P(i|j)$: j (値の入っているゴールスロット) が活性源であったときに、チャンク i が利用されるであろう確率
 - ▶ $P(i)$: 特定のゴールスロット j に対してというわけではなく、これまでにチャンク i が利用された確率

$P(i|j)$ 、 $P(i)$ 、 S_{ji} の初期値

□ $P(i|j)$ の初期値 $= 1/n$

▶ n は、ゴールスロット j に結合しているチャンクの数

例)

▶ j : (addend1 Eight)

▶ i : (addend1 Eight) を持つチャンク

□ $P(i)$ の初期値 $= 1/m$

▶ m は、宣言的知識に含まれるチャンク数

□ S_{ji} の初期値
 $= \ln(m) - \ln(n)$
 $= S - \ln(n)$

▶ m は不明なので、 $\ln(m)$ を定数 S に置き換える

▶ j に結合しているチャンクが増えると、対数的に S_{ji} は減少する ... ファン効果 (fan effects)

基礎活性の初期値と時間変化、ノイズ

- 新たに生成された宣言的チャンクは、基礎活性初期値を得る(平均 β 、標準偏差 σ_1 の正規分布から取得 $\Rightarrow$ 恒久的ノイズ)
- 基礎活性は、時間の対数関数として、標準偏差 σ_2 の揺らぎを伴って減衰する $\Rightarrow$ 瞬間的ノイズ

基礎活性方程式

$$B(t) = \beta - d \ln(t) + \varepsilon_1 + \varepsilon_2$$

1. $\beta(t=1)=0$
2. 減衰率 $d=0.5$
3. ε_1 は、基礎活性初期値のばらつきを反映。神経系のゆらぎに対応。また、チャンク生成過程のばらつきに対応(注目度、リハーサル)。
4. ε_2 は、チャンクが検索されときの基礎活性値のばらつきを反映。神経系のゆらぎに対応。また、知識表現の不完全さを吸収。

チャンク検索成功確率

□ ノイズがロジスティック分布の場合

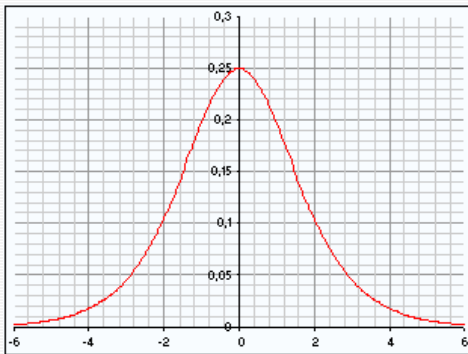
検索確率方程式

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(A-\tau)/s}}$$

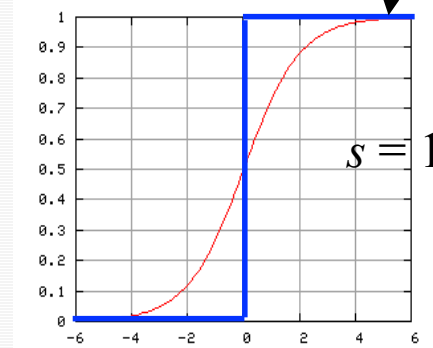
$$s = \sqrt{3}\sigma/\pi; \quad \sigma^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$$

τ : 閾値

s が小さいとき、
 $A > \tau$ ならば、検索
される確率は1



P



$A - \tau$

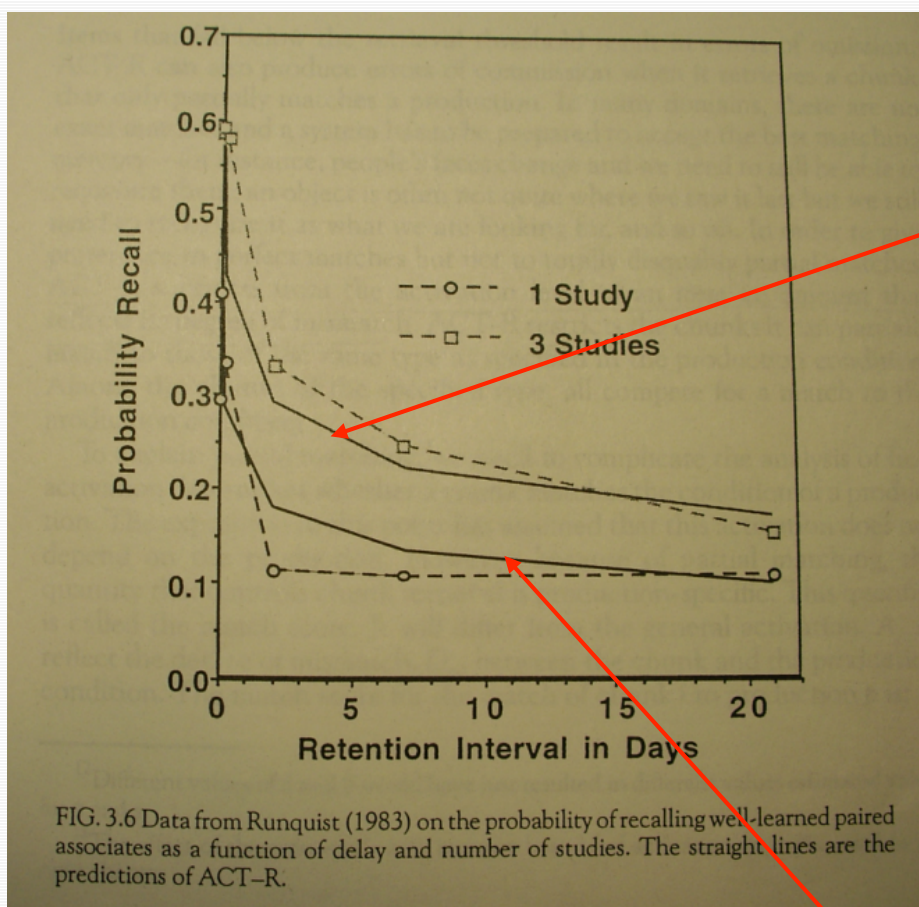
$$Odds = \frac{P}{1 - P} = e^{(A-\tau)/s} = e^{(\beta - d \ln(t) - \tau)/s} = kt^{-c}$$

$$k = e^{(\beta - \tau)/s}, \quad c = d/s$$

検索確率方程式

$$P = \frac{k}{k + t^c}$$

検索確率に関する実験結果の予測



3回繰り返した場合は、 β が増える ...
 β は、 k を定数倍することになるので、1 studyのグラフをx軸方向にずらして、y軸方向に拡大した形になる

$$\text{Recall probability}(t) = \frac{e^{3.37/1.75}}{e^{3.37/1.75} + t^{0.5/1.75}} = \frac{1}{1 + .246 \times t^{0.286}}$$

$$\text{Recall probability}(20 \times 24 \times 60 \times 60) = 0.102$$

部分照合を許すチャンク検索

- プロダクションの条件部のチャンク検索要求に対し、最も活性の高いチャンクが選択される
- 部分的に照合したチャンクも考慮対象になる ...
ただし、同じタイプのチャンクのみが対象
 - ▶ 顔の細部が変化しても、その人と分かなければならない
 - ▶ モノの外見や置かれている状況は最後に見たときから変わっているかもしれないが、それでも、そのモノとわかる必要がある
- ミスマッチの程度 D_{ip}
 - ▶ 条件部で要求されているチャンクのスロットの値と、検索されるチャンクのスロットの値の差を反映

照合方程式

$$M_{ip} = A_i - D_{ip}$$

M_{ip} : マッチスコア

D_{ip} : ミスマッチの程度

検索すべきチャンクの選択

- また、チャンクの活性レベルにはノイズがのっている

チャンク選択方程式

$$\text{チャンク } i \text{ の検索確率} = \frac{e^{M_{ip}/t}}{\sum_j e^{M_{jp}/t}}$$

$$t = \sqrt{6}\sigma/\pi = \sqrt{2}s$$

- 衝突解決方程式と同じ形
- 最も高い照合スコアを持つチャンクを選択する確率が高いが、ノイズがあるために、照合スコアの低いチャンクが選択されることがある。
- これにより、完全に照合していないチャンクが選択されることがあり、それが原因となってコミッションエラーが生じる

部分照合を考慮して説明される実験

- 4歳児に足し算を行わせる
- $N_1 + N_2 = ?$
- $1 + 1 \sim 3 + 3$

$$M = B + .5S_1 + .5S_2 - D$$

$$D = Penalty \times (|p_1 - f_1| + |p_2 - f_2|)$$

B : 基礎活性 (=1 for 1を含む和、=0 for 2+2, 2+3, 3+3)

S_1 : N_1 の連合強度 (=1 when チャンク $\supset N_1$ 、=0 その他)

S_2 : N_2 の連合強度 (=1 when チャンク $\supset N_2$ 、=0 その他)

D : ミスマッチ

$p_1 = N_1, p_2 = N_2$

f_1 : チャンクの1番目の数

f_2 : チャンクの2番目の数

IF the goal is to say
What the sum of
 N_1 plus N_2 is and
 $N_1 + N_2 = N_3$

このプロダクションの宣言的知識検索は、全てのaddition facts に照合。ただし、マッチスコアが異なる

実験結果とACT-Rの予測

データ										
問題	解答									その他 検索失敗を含む
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	
1+1	–	.05	.86	–	.02	–	.02	–	–	.06
1+2	–	.04	.07	.75	.04	–	.02	–	–	.09
1+3	–	.02	–	.10	.75	.05	.01	.03	–	.06
2+2	.02	–	-.4	.05	.80	.04	–	.05	–	–
2+3	–	–	.07	.09	.25	.45	.08	.01	.01	.06
3+3	.04	–	–	.05	.21	.09	.48	–	.02	.11
予測										
1+1	–	.16	.81	.03	–	–	–	–	–	.00
1+2	–	.01	.23	.69	.04	.01	–	–	–	.02
1+3	–	–	.01	.15	.77	.04	–	–	–	.02
2+2	–	–	.09	.14	.72	.02	–	–	–	.02
2+3	–	–	.01	.09	.18	.54	.08	.01	–	.09
3+3	–	–	–	.05	.08	.08	.66	.02	–	.11

$$s = 0.56$$

$$Penalty = 1.30$$

$\tau=0$ としてデータにフィット

誤答が検索される確率

$$M = B + .5S_1 + .5S_2 - D$$

問題

1+2=?

```
=fact>
isa 和
addend1 1
addend2 2
sum      =sum
```

Addition-Fact-1-1-2

```
isa 和
addend1 1
addend2 1
sum      2
```

$B=1$
 $S_1=2$
 $S_2=1$
 $D=1$

$$M = 1 + .5 \times 2 + .5 \times 1 - 1.30 \times 1 = 1.20$$

Addition-Fact-1-2-3

```
isa 和
addend1 1
addend2 2
sum      3
```

$B=1$
 $S_1=1$
 $S_2=1$
 $D=0$

$$M = 1 + .5 \times 1 + .5 \times 1 - 1.30 \times 0 = 2.0$$

1+2=2と回答する確率

$$\frac{e^{1.20/0.56}}{e^{1.20/0.56} + e^{2.0/0.56}} = .19$$

実際の計算では、分母には全ての可能性(0+0~5+5の36通り)が入るので、.16になる。表の0.23には、1+1=2、2+0=2、0+2=2が含まれる

反応潜時

- プロダクション p の発火時間は、
チャンク検索時間の和

$$\text{Retrieval time}_p = \sum_i \text{Time}_{ip}$$

検索時間方程式

$$\text{Time}_{ip} = Fe^{-f(M_{ip} + S_p)}$$

F, f : スケールファクター

M_{ip} : マッチスコア

S_p : プロダクション強度

$$\text{Time for retrieval failure} = Fe^{-f(\tau + S_p)}$$

$\tau=0, S_p=0 \Rightarrow$ 検索失敗時間は F (~ 1 秒)