

プログラムの実行挙動と分岐予測性能を表現するエントロピーの提案

横田 隆史[†] 大津 金光[†] 馬場 敬信[†]

現在のプロセッサ・アーキテクチャにおいて予測器は重要な役割を担っており、分岐予測器を中心になおさまざまな予測方式の試みがなされている。分岐予測器の性能は、分岐履歴などプログラムの実行挙動の性質に大きく影響される。この性質を定量的に表現する指標を得られれば、それがすなわち予測器の性能の基準となるはずである。本論文では、情報エントロピーの考え方を導入することにより、分岐履歴に基づくプログラムの実行挙動と、予測器の構成に基づく分岐予測挙動を、それぞれ表現する手法を議論する。そして前者の議論からプログラムの分岐履歴をもとにした分岐履歴エントロピーを提案する。このエントロピーは、その値をもとに期待可能な予測性能を理論的に求めることができることから、予測方式に依存しない予測性能の指標となりうる。また後者の議論から、表の形態をとる分岐予測器において表の各エントリの参照頻度の偏りを表す表参照エントロピーと、各エントリに分配される情報量の平均を表す表要素エントロピーを提案する。この2つのエントロピーの組により分岐予測器の特徴を表すことが可能であり、さらに、表参照エントロピーから予測器内の資源の使用効率を推測することができ、表要素エントロピーから予測機能に物理的な制約がない場合に期待しうる最大の予測性能を求めることができる。

Proposal of Entropies for Representing Program Behavior and Branch Prediction Performance

TAKASHI YOKOTA,[†] KANEMITSU OOTSU[†] and TAKANOBU BABA[†]

Predictors are inevitable components in the state-of-the-art microprocessors and branch predictors are actively discussed from many aspects. Performance of a branch predictor largely depends on program behavior, however, we have no effective metric to represent the nature of program behavior. In this paper, we introduce an information entropy idea on branch predictors. We first discuss information of a branch result as an index of program behavior and propose Branch History Entropy, which induces theoretical expected hit ratio and thus becomes an index of prediction performance. We, then, discuss characteristics of table-formatted branch predictors and propose two entropies: Table Reference Entropy and Table Entry Entropy. The former represents effective amount of resources in a predictor and the latter shows maximum expected prediction performance.

1. はじめに

現在のマイクロプロセッサにおいて、十分な性能を達成するために予測器が重要な役割を果たしていることは論をまたない。このため特に分岐予測器に関しては活発な検討が続いており、たとえば Championship Branch Prediction Competition^{1),2)} では分岐予測器に関して現実的/理想的の2方向から議論されている。

現在使用されている予測器の多くは、過去に発生した事象の記録をもとに将来あるべき直近の事象を予測する点において、共通した特徴を持つ。これは、次に起きるべき事象を予測するに、過去に多く発生した

事象が起こりやすいと考えることがもっともである、との考えによる。

このように、予測器は過去の履歴に基づいた予測を行うことから、過去に遭遇していない状況では予測が困難である。また、十分な予測性能を達成するには、実際の事象が履歴のとおり発生すること、すなわち高い規則性を持つことが必要となる。さらに、たとえば分岐予測器の性能を議論する際、プログラム実行全体にわたり平均した分岐確率などの指標を用いるのは適当でない。これは、分岐予測器の予測性能は、分岐確率のような一元的な指標ではなく、実行している

本論文では、過去の履歴に基づいて次の事象を予測する形式の予測器に絞って議論を進める。

ここでは、条件分岐命令の総実行回数のうち結果が taken であったものの割合とする。

[†] 宇都宮大学

Utsunomiya University

プログラムの挙動（すなわち分岐の規則性/不確定性）に大きく依存するためである。しかし、これまで我々はプログラムの実行挙動を表現できる指標を持たず、特定の方式の予測器を基準として予測方式の優劣を論じてきた。プログラムの実行挙動の規則性を定量的に表現できれば、それが予測性能を表す指標となりうる。

古典情報理論によれば、規則性が高い（ないし偏りが大きい）ときは情報源の持つ情報は小さく、予測は容易である。一方、情報源がランダムな動きをする場合、すなわち情報量が大きいときは、正確な予測は難しい。本論文では、こうした情報エントロピーに着目し、分岐履歴に基づくプログラムの実行挙動と、予測器の構成に基づく分岐予測挙動を、それぞれ表現する手法を議論する。

以下、本論文は次のような構成をとる。まず、2章でプログラム実行にともない予測器の中に観測される偏りについて述べる。そして、3章でプログラムの挙動を表現するためのエントロピーを議論し、4章で分岐予測器の構成に着目したエントロピーを求める。5章では、各章で定義したエントロピーと予測成功率との関係について評価、考察する。6章で関連研究について言及し、最後に7章でまとめる。

2. プログラム実行における偏りの表出

予測器が次に起こりうる事象を正確に求めるためには、履歴を正しく蓄積し必要な情報を正確に引き出すことが必要である。このため予測器では、用いる記憶要素の量が多いほど高い予測性能が得られる傾向があることが知られている³⁾。しかしその一方で、用意した記憶要素の量に応じた予測性能が必ずしも得られるわけではないこと、そして、ある程度以上の記憶要素を用意しても予測性能は飽和することが多いこともよく知られた事実である。これらが何に起因するのか説明することが本研究の動機である。

我々は、2パス限定投機実行方式^{4),5)}の検討過程において、予測器内部の資源の使用頻度に大きな偏りがあることを見出した⁶⁾⁻⁸⁾。そこでは、特定のループにおいて、ある特定のパス（最頻出パス）が実行されるか否かをイテレーションごとに予測するために、2レベル分岐予測器⁹⁾（図1）の動作原理を適用したパス予測器を用いた。この特定パスの出現の有無を1/0で表現し、直近の h ビットの出現履歴をもとに飽和カウンタからなるパターン履歴表（PHT）を参照し、当該パスの有無を予測している。注目しているパスの出現に規則性がなければ、当該予測器におけるパスの出現履歴（すなわちPHTエントリの参照回数）は h

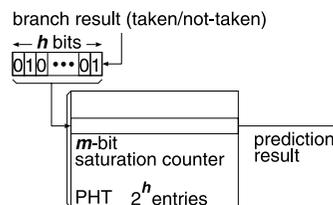


図1 2レベル分岐予測器の構成

Fig. 1 Two-level branch predictor organization.

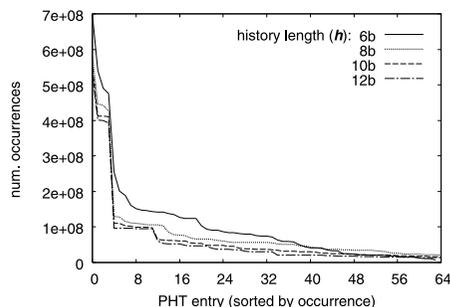


図2 PHTエントリの参照数の分布

Fig. 2 Distribution of number of occurrences in PHT.

ビットの空間内に広く分散するはずである。しかし多くのプログラムでは頻繁に参照されるパターン履歴表（PHT）エントリはごく少数であり、履歴のビット数 h を大きくするとこの傾向がますます顕著になるうえに予測性能も向上することが分かった。

上記のパス予測器は、プログラム中の特定のループに限ったうえで特定のパスが実行されるか否かを予測するものであった。これに対して、プログラム全体を予測の対象とする分岐予測器では、頻繁に参照される参照PHTエントリがより広範に分布することが予想される。

しかし現実には、分岐予測器においてもPHTのごく少数のエントリのみが頻繁に参照される状況が容易に確認できる。図2は、SimpleScalar¹⁰⁾ ツールセットを用いて2レベル分岐予測器のPHTエントリの参照回数を求め、その多い順に並べたものである。これは、SPEC CINT2000中の164.zipを入力データセットtrainで実行した結果であり、条件分岐の結果がtakenになる確率（takenの出現比率）は約59.4%である。分岐履歴の記録ビット数 h に対してPHTの総エントリ数は 2^h 個あるが、図2では、参照頻度の高い上位64個のみの参照回数を表示している。

分岐履歴中の‘1’や‘0’の個々の出現確率に偏りがあつたとしても、個々の条件分岐の結果が不確定であれば、履歴の記録ビット数を大きくするほど、高頻度に参照されるPHTエントリ数は多くなるはずであ

る．しかし、図2の結果はこの逆であり、条件分岐がある程度の決定性をもって実行されている、すなわち、規則性がある、といえる．

h ビットの分岐履歴の値 ($h_{h-1}, h_{h-2}, \dots, h_0$) があるとき、次の分岐履歴値は、そのときの分岐の結果を x として ($h_{h-2}, h_{h-3}, \dots, h_0, x$) となる．PHT エントリの参照数の分布に著しい偏りがあることは、すなわち、ある分岐履歴 $h_{h-1}, h_{h-2}, \dots, h_0$ があつたとき、次に現れる分岐事象 (x : taken ないし not-taken) がほぼ唯一に限られることを意味する．このことから、分岐結果の出現履歴をとると、そこには何らかの「パターン」が存在し、そのパターンが PHT エントリの参照数の多寡に現れているものと解釈することができる．

3. プログラムの実行挙動を表すエントロピー

3.1 マルコフ情報源のエントロピー

前章では、予測器内の PHT エントリの参照回数に大きな偏りがあることを示し、これがプログラムの実行挙動の規則性を示唆していることを示した．Shannon 以来の情報量の考え方によれば¹¹⁾、規則性が高いほどその情報源の持つ情報量は小さく予測は容易である．逆に、情報源がランダムな挙動をする場合は情報量が大きく、正確な予測は難しい．ここでの情報量は、以下に示すように、情報エントロピーとして定量的に表現される．

あるマルコフ情報源 S から生成されるシンボル列があるとき、その情報エントロピー $H(S)$ を求めたい．そこで、 n 個の連続したシンボル列による n 次の拡大随伴情報源 \bar{S}^n を考える．この情報エントロピー $H(\bar{S}^n)$ は、

$$H(\bar{S}^n) = - \sum_i p(S_i^n) \log_2 p(S_i^n) \quad (1)$$

で求められる．ここで $p(S_i^n)$ は、 n 次拡大随伴情報源による個々のシンボル S_i^n の発生確率を表す．

さらに、 $n+1$ 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\bar{S}^{n+1})$ が求められれば、もとのマルコフ情報源 S のエントロピーの n 次近似 $H^n(S)$ は

$$H^n(S) = H(\bar{S}^{n+1}) - H(\bar{S}^n) \quad (2)$$

で求められる．さらに、もとの情報源の真のエントロピー $H(S)$ は、

$$H(S) = \lim_{n \rightarrow \infty} H^n(S) \quad (3)$$

により求めることができる．

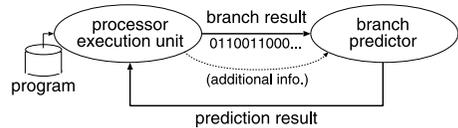


図3 情報源としてのプロセッサと分岐予測器

Fig.3 Processor as an information source to branch predictor.

3.2 分岐履歴エントロピー

古典情報理論で行われた上述の議論を、プログラムの実行挙動および分岐予測器に適用する．ここで、図3に示すように、分岐予測器を、条件分岐結果 (taken または not-taken の1ビットの情報) を入力とし、次の条件分岐が taken であるか not-taken であるかの予測結果を出力するブラックボックスとして考える．すなわち分岐予測器は、プログラムを実行しているプロセッサを情報源として、そこから時系列に得られる taken/not-taken の情報をもとに「次の値」を予測するものとする．

これにより、上述のエントロピーの定義を、そのままプログラムの実行挙動にあてはめることができる．すなわち、上述のシンボルを分岐結果 (taken/not-taken) に置き換え、プログラムを実行しているプロセッサを、分岐結果を表す1ビットの情報を時系列に生成する情報源と見なすのである．連続した n 個の分岐結果 (すなわち分岐履歴) をもとにすれば、式(1)をそのまま適用することが可能であり、 n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\bar{S}^n)$ を求めることができる．そしてさらに式(2)、(3)から情報源のエントロピーを求めることができる．

本論文では、分岐履歴をもとに求めたエントロピーであることを明示するために、情報源を B で表現し、さらに式(2)により定義されるエントロピーを、 n 次近似分岐履歴エントロピー (Branch History Entropy) と呼び、 $H^n(B)$ のように記述する．また式(3)による真のエントロピーを単に分岐履歴エントロピーと呼び、 $H(B)$ と表す．

3.3 分岐履歴エントロピーの意味

プログラムの挙動は、多くの場合、分岐結果の履歴で表現できる．このために、分岐履歴の情報をもとに定義した分岐履歴エントロピーは、プログラム実行挙動の規則性を定量的に特徴づける指標となる．

また、こうして定義した分岐履歴エントロピーは、プログラムの実行にともなう分岐履歴から得られる正

現実には間接分岐命令なども考慮しなければならないが、議論の簡単化のため本論文では条件分岐のみを扱う．

味の情報量と解釈される．式 (3) で表されるマルコフ情報源 S のエントロピーは、 S が生成したシンボルの履歴をもとに、次に生成されるシンボルの確からしさを表している．

プロセッサで実行されているプログラムは、何らかのアルゴリズムに従い意味のある処理を行っている．このためプログラム中の分岐命令は、当該プログラムが実行された過去の状態に強く依存して実行される．すなわち、プログラム中の分岐命令の実行結果には強いマルコフ性があり、分岐結果を生成する情報源（プロセッサ）はマルコフ情報源と見なすことができる．このため、式 (3) をもとに定義された分岐履歴エントロピーは、「次に起こりうる分岐の成否」の情報量を表現しているものと解釈される．すなわち、次の分岐結果の確からしさを表す．

分岐履歴エントロピーの数値の大小は何を表すのかを考える．ここまでの議論で、分岐履歴は 0/1 の 2 値で与えられているため、分岐履歴エントロピーの値は $0 \leq H(B) \leq 1$ (4) となる．上述のように、 $H(B)$ は次に起こりうる分岐の成否の情報量である．

ところで、ある 2 値事象が確率 p で発生するとき、その情報量は

$$f(p) = -p \log_2(p) - (1-p) \log_2(1-p) \quad (5)$$

で求められる．逆に、ある 2 値事象の情報量 H が与えられた場合、その生成確率 p は、式 (5) の逆演算 $f^{-1}(H)$ により求めることができる．このようにエントロピー値をもとに式 (5) の逆演算により求めた確率を、本論文では、期待可能予測成功率と称する．

以上より、分岐履歴エントロピーは、プログラムの実行挙動の規則性を定量的に表現するとともに、分岐履歴以外の情報を使わない場合における予測性能を示す指標と考えることができる．

4. 予測器の動作にともなうエントロピー

3 章で定義した分岐履歴エントロピーは、予測の方式や予測器の構成によらず、プログラム実行の経過にともない時系列に生成される条件分岐の成否の情報量を表現したものである．そこで本章では、分岐予測器の基本的な構成を考慮した規則性の定量化を考える．

2 章で述べたように、プログラムの実行挙動は予測器の動作挙動にも表出される．分岐予測器の構成を仮定し、その構成のうえで観測される状態を、情報量としてエントロピーにより定量的に表現することを考える．これにより、プログラムの実行挙動と予測器の方式に基づいて表出する特徴を定量的に表現することが

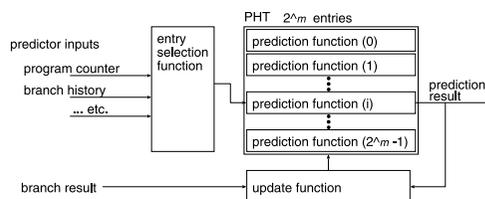


図 4 一般化した表構造を持つ分岐予測器
Fig. 4 Generalized table-structured branch predictor.

できるものと考えられる．

本章では図 4 に示すような、表構造を持つ分岐予測器を対象として議論する．予測器はプログラムカウンタや分岐履歴などを入力として、まず予測に使用する PHT エントリを選択する（エントリ選択子：entry selection function）．各エントリは、与えられている入力とそのエントリに蓄えられている情報をもとに次の分岐の成否を予測する機能を持つ（予測子：prediction function）．そして目的の分岐命令が実行された後、更新機能（更新子：update function）によって当該エントリの内容を更新する．こうした構成および動作は、bimode 分岐予測器¹²⁾、2 レベル分岐予測器⁹⁾、gshare 分岐予測器¹³⁾、そしてパーセプトロン分岐予測器^{3),14)} に共通する．むしろ、これまでには上記以外の構成をとる分岐予測器も多く提案されているが、本論文では議論の簡単化のため、図 4 に示す構成をとる分岐予測器を対象を絞る．

プロセッサからの情報は、エントリ選択子によって分岐予測器内部の各エントリに振り分けられる．分岐命令の実行結果は、現在選択されているエントリにおいて更新子により使用されるが、同時に、当該エントリが次の分岐予測を行う際の入力情報としても考えることができる．このときエントリ選択子により選択されていないエントリは、何の動作も行わない．すなわち、プロセッサにより生成された分岐履歴情報（一次情報）は、エントリ選択子により、各エントリへの分岐履歴情報（二次情報）として配分されることができると考えることができる（図 5 参照）．各エントリに配分される分岐履歴情報には、3 章で行った議論と同様にして情報量を定義することができる．

また、2 章で述べたように、プログラム実行に内包される規則性はエントリへの参照回数の多寡として表出される．したがって、この点からも情報量を考えることができる．

このように、分岐予測器を図 4 のような表構造をとるものとしたとき、

- 各エントリへの参照回数の多寡
- 各エントリに配分される分岐履歴の情報

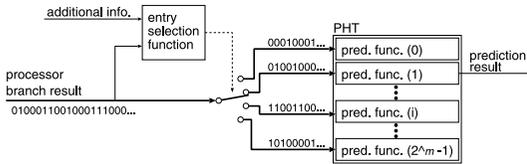


図 5 各エントリに配分される分岐履歴情報

Fig. 5 Branch history information delivered to each PHT entry.

表 1 2 レベル分岐予測器における履歴長と表参照エントロピー
Table 1 History length and Table Reference Entropy in 2-level branch predictor.

history length (bits)	$H(R)$ (bits)	hit ratio
6	5.265	0.8998
8	6.410	0.9235
10	7.284	0.9334
12	7.965	0.9370
14	8.515	0.9386
16	8.984	0.9403

の 2 つの側面から情報量を考えることができる。以下、各々について検討する。

4.1 表参照エントロピー

まず、2 章で示した PHT エントリの参照回数 of 偏りに着目する。この偏りをエントロピーにより定量的に表現する。

i 番目のエントリ E_i の参照回数を r_i とし、全参照回数を R 回とすると、エントリ E_i の出現確率は $p(E_i) = r_i/R$ となる。これをもとに、 2^n エントリを持つ表データのエントロピーを

$$H(\bar{R}^n) = - \sum_i p(E_i) \log_2 p(E_i) \quad (6)$$

と定義できる。PHT の各エントリの参照頻度をもとに算出したエントロピーであることから、本論文では表参照エントロピー (Table Reference Entropy) と呼ぶ。以降本論文では、特に明示する場合を除き $H(R)$ と略記する。

図 2 の各履歴長での表参照エントロピーの値を、そのときの 2 レベル分岐予測器のヒット率とともに表 1 に示す。図 2 と同様に、SPEC CINT2000 の 164.gzip の train データセットにおける結果である。

上述のように表参照エントロピーは PHT エントリの参照頻度の偏りを表現している。 2^n 個のエントリを持つ分岐予測器であれば、表参照エントロピーは $0 \leq H(R) \leq n$ となる。表参照エントロピー $H(R)$ の値は、PHT エントリを指す n ビットの指示子の情報量を意味する。すなわち、任意の 1 時点での PHT エントリがアクセスされているかは、 $2^{H(R)}$ 通りの中

から決められることになる。このため、 $2^{H(R)}$ を、有効にアクセスされている PHT エントリの数の期待値と解釈することができる。

表 1 から、分岐履歴長の増加とともに、表参照エントロピーと予測成功率が漸増していることが分かる。この結果をもとに、有効に使用されている PHT エントリの数を考える。たとえば表 1 において、履歴長 6 ビットの場合 $2^{5.265} \approx 38.5$ 個のエントリ数となり、それは全体の $38.5/64$ から約 60.1% となる。また同表において履歴長 16 ビットの場合、有効使用エントリ数は $2^{8.984} = 506.4$ 個に増すが、全体のエントリ数に対する割合は $506.4/65536$ から約 0.8% となる。

4.2 表要素エントロピー

表参照エントロピーにより、プログラムの実行挙動によりエントリの参照回数に生じる偏りを定量的に表現できた。しかしこの指標は、各エントリの参照回数の多寡を表現しているだけであり、予測器の予測性能を直接的に表現しているわけではない。このために以下で予測成功率の観点から議論する。

たとえば、図 4 の予測子 (prediction function) に飽和カウンタを用いる分岐予測器を考えよう。個々の飽和カウンタは、エントリ選択子により同一エントリに分配された過去の taken/not-taken の事象の履歴を表現しているが、その予測性能は、事象の発生確率ではなく、時系列での出現パターン (規則性) に大きく影響される。したがって、予測性能を論じるためには、各エントリごとに taken/not-taken の事象が時系列にどの程度の規則性をもって与えられているかを定量的に表現する必要がある。

このようにして、プロセッサにより生成されたもとの分岐履歴情報が、エントリ選択子により選択された i 番目のエントリ E_i に対して配分される場合を考える。すなわち、エントリ E_i に対して与えられる taken/not-taken の事象の時系列パターンを考える。

3 章での議論と同様に、エントリ E_i に与えられる分岐結果の 0/1 の時系列パターンに対する n 次の拡大随伴情報源 \bar{E}_i^n を考え、そのエントロピー $H(\bar{E}_i^n)$ を求めると、式 (7) のようになる。ここで $(E_i^n)_k$ は、エントリ E_i に与えられる 0/1 の時系列パターンを n ビットまとめることによって得られるシンボルである (k はシンボルの識別子である)。

$$H(\bar{E}_i^n) = - \sum_k p((E_i^n)_k) \log_2 p((E_i^n)_k) \quad (7)$$

そして、式 (7) で求めたエントリごとのエントロピー $H(\bar{E}_i^n)$ に、そのエントリの出現確率を乗じ全エントリについての総和を求めれば、系全体の平均エ

ントロピーを求めることができる(式(8)). ここで $p(E_i)$ は, 式(6)で用いたものと同様にエントリ E_i の出現確率を表す.

$$H(\overline{E}^n) = \sum_i p(E_i) H(\overline{E}_i^n) \quad (8)$$

さらに, 3章と同様にして

$$H^n(E) = H(\overline{E}^{n+1}) - H(\overline{E}^n) \quad (9)$$

から, 各エントリでの真のエントロピーを,

$$H(E) = \lim_{n \rightarrow \infty} H^n(E) \quad (10)$$

により求めることができる. こうして求めたエントロピーを, 各エントリに配分される分岐履歴の情報から求めていることから, 本論文では表要素エントロピー (Table Entry Entropy) と呼ぶことにする.

4.3 考 察

ここで, 本章で定義した2つのエントロピーの持つ意味を整理したい.

表参照エントロピーは, 単にエントリの参照頻度の偏りを表す. その値は, エントリ選択子により選択されるエントリの実効的な数を表現する. すなわち, 表参照エントロピーが小さい場合は, エントリ参照回数の偏りが著しく, 一部の数のエントリが頻繁に使用されているのみであることを表す. 逆に表参照エントロピーが大きい場合は, エントリの参照回数の偏りが少ないことを表している. また, 表参照エントロピーはエントリの総数をもとに求めるものであるから, その値はエントリ総数に依存し, その最大値はエントリ総数を N としたとき $\log_2 N$ である.

2レベル分岐予測器の場合は, 直近の履歴をもとに使用エントリを求めるため, h ビットの分岐履歴 (2^h 個のエントリ) を用いる場合では, 表参照エントロピー $H(R)$ が h 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^h)$ と等しくなる.

gshare 分岐予測器の場合, 分岐履歴に加え PC 値が用いられる. このため, $H(R)$ には PC 値の分だけ情報量加わる. ただし, PC 値と分岐履歴とは独立の事象ではない. これは, ある時点での PC 値が決まり, その後の分岐履歴が決まったとき, PC 値はほぼ一意に決まる (間接分岐などの場合を除く) ためである. このため, gshare 分岐予測器についても, $H(\overline{B}^n)$ との高い相関関係が見込まれる.

表要素エントロピーは, 表形式の構造を持つ分岐予測器ではエントリごとに予測機能を備えているものと解釈し, そのエントリ (下位の予測子) ごとに, 出現する taken/not-taken の時系列パターンを表現している.

すなわち, 各エントリに配分された分岐履歴情報のエントロピーを, 当該エントリの参照頻度により重み付けして求めた平均値である. したがって, 分岐履歴エントロピーが予測方式に依存せずに期待可能な予測性能を求める指標であるのに対し, 表要素エントロピーは, 予測器の構成を前提として, 各エントリ (下位の予測機能) ごとに十分な資源を投じることができる場合の予測性能の期待可能な値を表すものと解釈できる. ここでも 3.3 節で分岐履歴エントロピーから分岐予測性能を求めたのと同様にして, 式(5)の逆演算により分岐予測の確からしさ (期待可能予測成功率) を求めることができる.

たとえば, 2レベル分岐予測器のある PHT エントリ (予測子) E_i に, 分岐履歴 01101001110001101111 のパターンが繰り返し与えられる場合を考える. この場合, 特定のパターンの繰返しであるから, エントリ E_i の表要素エントロピー ($H(E_i)$) はゼロとなる. すなわち, 過去の分岐履歴の情報をもとにすれば, 次の分岐結果を 100% の確率で予測することができることになる. しかし実際の 2レベル分岐予測器のエントリは 2ビット程度の飽和カウンタで構成されているのみであるから, 過去の分岐履歴の情報から次の分岐の結果を十分に予想することができない. このように, 表要素エントロピーは, 表形式の構成をとる分岐予測器を前提とするが, 現実的な予測機構を考慮しない理想的な場合の予測成功率を表すものと解釈できる. そして, 予測子が簡易な構成である場合には, 過去の分岐履歴の情報を十分に活かさないために, 表要素エントロピーによる期待可能予測成功率と実際の予測器の性能が乖離することも考えられる. 実際, 特に 0 と 1 とが長く連続せず頻繁に切り替わる上述の例のパターンでは, 予測子に飽和カウンタを用いる分岐予測器では予測成功率が低くなる.

ここで, 予測方式 (エントリ選択子) および構成 (PHT エントリの数) による分岐予測器の性質が, 表参照エントロピーと表要素エントロピーとの組合せにより表されることにも留意したい. 本章の冒頭で述べたように, プログラムの実行結果にともなって生じる taken/not-taken の列の一次情報は, エントリ選択子により各予測子に分配される. このため, 図4のような表形式の構成をとる分岐予測器において, 予測器全体の性質を表現するには, 各エントリの参照頻度の多寡 (すなわち表参照エントロピー) と, 各エントリに分配される分岐結果の二次情報 (表要素エントロピー) との両方を用いる必要がある.

たとえば, 表形式の構成をとる 2つの予測器が, あ

るベンチマークにおいて同じ予測成功率を記録したとする。予測成功率が結果的に同じ値になったとしても、各エントリの使用頻度の偏りの度合いまで同じとは限らない。各エントリの参照頻度の偏りが大きく、ごく少数のエントリが高精度の予測をしたのか、あるいは、多数のエントリが満遍なく高い精度で予測したのか、といった特徴を表現するには、表参照エントロピーと表要素エントロピーの2つの指標を組み合わせる必要がある。

さらにここで、分岐履歴エントロピー、表参照エントロピー、表要素エントロピーの関係についても考察する。

本章で扱った表形式の構成をとる分岐予測器では、ある分岐を予測する際、使用する PHT エントリが、エントリ選択子により唯一に決定される。このときの分岐予測の成否は、当該エントリが決定された条件の下に発生する条件付き事象と考えることもできる。このように2つの事象の一方の発生結果をもとにして、他方の事象の発生を予測する場合は、エントロピーの和として考えることが可能である。ただし、この場合、2つの事象は独立であることが条件になる。

表形式の構成をとる分岐予測器を論じる場合、エントリの選択と被選択エントリで行う分岐予測とは独立の事象ではない。ここで、 n ビットに分岐履歴を用いるとき、表参照エントロピーを n 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{R}^n)$ と見なす。分岐履歴エントロピー、表要素エントロピーについても同様に n 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ 、 $H(\overline{E}^n)$ を考えれば、

$$H(\overline{B}^n) \leq H(\overline{R}^n) + H(\overline{E}^n) \quad (11)$$

となる。

これは、プロセッサにより生成された分岐履歴の情報 $H(\overline{B}^n)$ が、エントリ選択子により各エントリに分配された結果、エントリの参照頻度の多寡として $H(\overline{R}^n)$ に、また、各エントリに分配された情報 $H(\overline{E}^n)$ に分けられるものと解釈することもできる。

ただし、実際の分岐予測器では分岐履歴情報以外の情報も用いられるため、式 (11) は厳密な議論ではない。たとえば gshare では、PHT エントリの選択に分岐履歴に加えプログラムカウンタ (PC 値) が使用される。このため、表参照エントロピー $H(\overline{R}^n)$ には、PC 値の使用による情報量も含まれているものと解釈すべきである。

実際に予測器をアプリケーションプログラムに対して動作させたとき、式 (11) の関係がどの程度になるのかは、以下の評価 (5.4 節) で明らかにする。

5. 評価

5.1 予備評価

まず、人為的に生成した分岐履歴パターンをもとに、分岐履歴エントロピーと予測成功率との関係を求める。分岐履歴パターンを人為的に生成することにより、実際のアプリケーションでは得られない広範囲の分岐履歴パターンを得るためである。これによって、広範囲での分岐履歴エントロピーと予測成功率との関係を把握することができる。

本論文では、プログラムの実行挙動を定量的に表現することを第1の目的としている。このため、分岐履歴パターンの生成にあたっては、高頻度に行われ、実行時間に占める値も大きいループ部分を中心にモデル化を行った。図6にその概略を示す。ループの各イテレーションで実行されるパスを考える。ループ中に条件分岐があれば、実行されるパスは1つとは限らない。各パスは最長 l_p 個の条件分岐命令で構成されるものとし、各パス中で分岐結果が taken になる確率 (p_p)、パスの数 (n_p)、パスとパスの間のプログラム部分 (gap) にある条件分岐の数 (n_g) の各パラメータを設定した。gap 部では 50% の確率で taken/not-taken が発生する。表2に示すパラメータ値のすべての組合せに対し各々10回に分岐履歴パターンを生成し、分岐履歴エントロピーと予測成功率を求めた。分岐履歴数は100万である。

分岐履歴エントロピーとして16次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ を求めた。ただし、厳密に式 (2) に従い、 $H(\overline{B}^{17}) - H(\overline{B}^{16})$ により求めるのではなく、 $H(\overline{B}^{14})$ 、 $H(\overline{B}^{15})$ 、 $H(\overline{B}^{16})$ 、 $H(\overline{B}^{17})$ 、 $H(\overline{B}^{18})$ の5

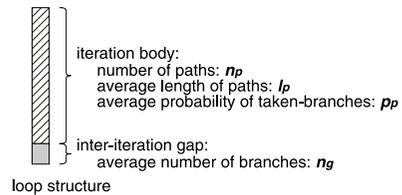


図6 ループを中心としたプログラム実行のモデル

Fig. 6 Program execution model.

表2 人為的分岐履歴パターンの生成に用いたパラメータとその値
Table 2 Parameter values used in artificial branch patterns.

パラメータ	使用値
パスの長さ (l_p)	5, 10, 15, 20, 25, 30
各パス中で taken 確率 (p_p)	0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95
パスの数 (n_p)	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8
パスの間ギャップの長さ (n_g)	1, 2, 3, 5, 7

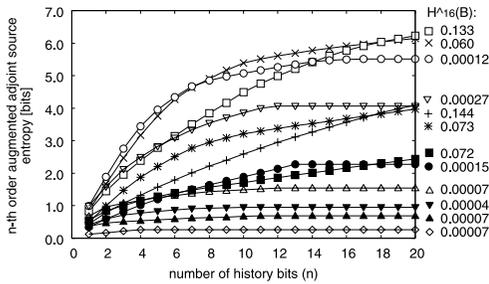


図 7 分岐履歴数 n と n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ との関係

Fig. 7 History length n and n -th order augmented adjoint source entropy $H(\overline{B}^n)$.

点から最小二乗法により求めている．また， $H(\overline{B}^n)$ の値が n に対して単調増加しない場合は，傾きが負になる場合も含めて， $H^{16}(B) = 0$ とした．分岐予測器には履歴長 16 ビットの 2 レベル分岐予測器を用いた．なお，この評価では分岐履歴パターンのみを人為的に生成するため，プログラムカウンタなどの情報を用いる他の分岐予測方式は使えない．

分岐履歴エントロピーは， n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ の， n に対する傾きにより求められる．図 7 は，分岐履歴数 n と n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ との関係を示す例である．図中では，上述のパラメータ $l_p = 30$ ， $n_p = 7$ ， $n_g = 1, 2$ により生成した分岐履歴を用いている． p_p は 0.1 から 0.9 の間でランダムに決めた．図 7 では，1 つのプロット曲線が 1 つの分岐履歴のシーケンスを表している．図中には上述の方法により求めた 16 次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ の値もあわせて示している．生成した分岐履歴の長さは 100 万である．

図 7 より，分岐履歴エントロピーの値は，その算出のもとになる n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ の値の大小に依存しないことが分かる．また， n 次近似分岐履歴エントロピー $H^n(B)$ を求める場合の n の値は， $n = 16$ 程度でおおよそ妥当であることが図 7 より分かる．

16 次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ と，2 レベル分岐予測器の予測成功率との関係を図 8 に， $H^{16}(B)$ をもとにして式 (5) の逆演算 $f^{-1}(H)$ により求めた期待可能予測成功率と，分岐予測器での予測成功率との関係を図 9 に示す．図 9 には $y = x$ の線のほか，最小二乗法により求めた一次近似直線も示す．

図 8 から，分岐履歴エントロピーの値が小さいほど，すなわち，プログラムの実行挙動の規則性が高いほど，分岐予測器の予測成功率が高くなることが分かる．分岐予測器の予測成功率は，分岐履歴エントロピーに対

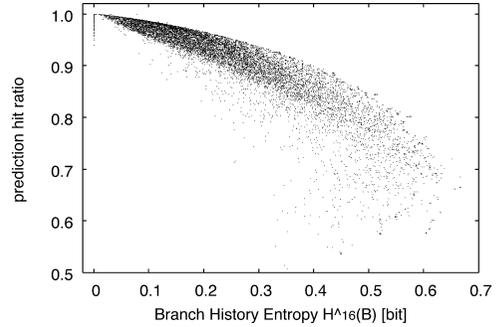


図 8 16 次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ と予測成功率との関係

Fig. 8 16-th order Branch History Entropy $H^{16}(B)$ and prediction hit ratio.

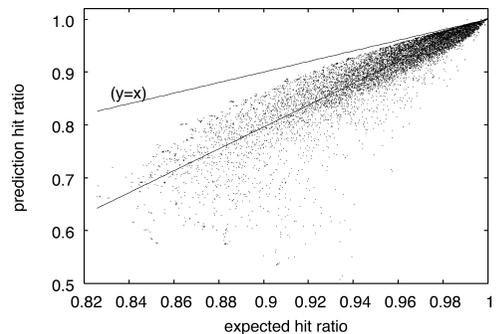


図 9 $H^{16}(B)$ に基づく期待可能予測成功率と実際の予測成功率との関係

Fig. 9 Expected prediction hit ratio from $H^{16}(B)$ and prediction hit ratio.

して高い相関を示すが，分岐履歴エントロピーの値が大きく規則性の低いプログラムでは，ばらつきが大きくなること分かる．

図 9 から，分岐予測器の予測成功率は，分岐履歴エントロピーをもとにした期待可能予測成功率に比べ低くなることはいえる．期待可能予測成功率が低い場合にばらつきが大きくなるが，図 9 中に一次近似直線として示されているように，実際の分岐予測器の成功率を P_p ， $H^{16}(B)$ に基づく期待可能予測成功率を P_{exp} として，おおむね $P_p = 2.07 * P_{exp} - 1.06$ の関係で表される．

5.2 CBP2 との比較

Championship Branch Prediction (CBP) では，ハードウェア量などの現実的な制約を課した realistic 分岐予測器と，これらの制約を緩和した idealistic 分岐予測器について，与えられたベンチマークプログラムにおける予測性能の優劣を競っている^{1),2)}．

本節では，2006 年に実施された 2nd CBP において公表されている idealistic 分岐予測器の性能と，分

表 3 $H^{16}(B)$ による期待可能予測ヒット率と CBP2 での idealistic 分岐予測器の予測成功率との比較
Table 3 Comparison of expected prediction hit ratio based on $H_{16}(B)$ and idealistic hit ratio of CBP2 results.

ベンチマーク	期待可能 成功率		GTL 成功率	PMPM 成功率
	$(H^{16}(B))$			
164.gzip	0.9659	0.9379	0.9373	
175.vpr	0.9503	0.9393	0.9320	
176.gcc	0.9702	0.9858	0.9848	
181.mcf	0.9723	0.9663	0.9646	
186.crafty	0.9721	0.9822	0.9799	
197.parser	0.9647	0.9726	0.9723	
201.compress	0.9677	0.9553	0.9561	
202.jess	0.9932	0.9979	0.9980	
205.raytrace	0.9717	0.9981	0.9978	
209.db	0.9827	0.9836	0.9833	
213.javac	0.9845	0.9927	0.9928	
222.mpegaudio	0.9844	0.9928	0.9929	
227.mtrt	0.9721	0.9978	0.9975	
228.jack	0.9826	0.9964	0.9960	
252.eon	0.9800	0.9977	0.9970	
253.perlbmk	0.9912	0.9991	0.9986	
254.gap	0.9824	0.9918	0.9922	
255.vortex	0.9811	0.9992	0.9992	
256.bzip2	0.9996	0.9999	0.9999	
300.twolf	0.9348	0.9247	0.9196	

岐履歴エントロピーをもとにして求められる期待可能予測成功率とを比較する。CBP2 での idealistic 分岐予測器は、現在考える最良の分岐予測性能を示すものと見なすことができる。一方、3.3 節で述べたように、分岐履歴エントロピーをもとにした期待可能予測ヒット率は、分岐履歴情報のみをもとにしたときの予測性能の指標である。両者を比較することにより、分岐履歴エントロピーの指標としての位置づけを明らかにする。

本評価のため、CBP2 のために公開されているツール (CBP2 infrastructure v.2¹⁵) をもとに 2 レベル分岐予測器と分岐履歴エントロピーを測定する記述を追加した。条件分岐命令 100 万個を単位として、予測成功率と 16 次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ を求めた。CBP2 での結果は、Seznec による GTL¹⁶) と Gao らによる PMPM¹⁷) を用いた。これらは 1,000 命令ごとの分岐予測ミス数の平均値で与えられているため、プログラムの実行結果から得られた命令実行数と分岐命令実行数から予測成功率を算出した。結果を表 3 に示す。

表 3 に示されている各プログラムについての期待可能予測成功率と、GTL および PMPM による idealistic 予測率の組を、 $x-y$ プロットしたものが図 10 である。図中には、両者の予測率が同じ値をとることを

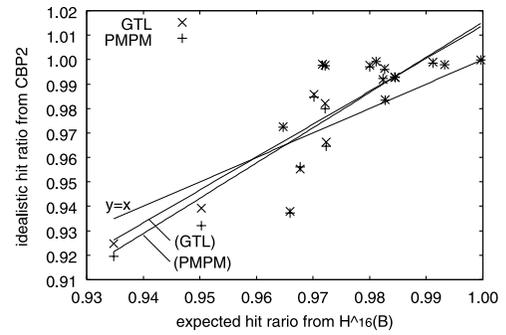


図 10 $H^{16}(B)$ による期待可能予測成功率と GTL, PMPM による idealistic 予測率との関係

Fig. 10 Expected hit ratio from $H^{16}(B)$ and idealistic hit ratio from CBP2.

示す $y = x$ の直線と、最小二乗法により求めた一次近似直線を示している。

期待可能予測成功率を idealistic 予測率が上回るケースも見られ、ばらつきがあるが、おおむね良好な相関関係が認められる。相関係数は、GTL の場合で 0.84、PMPM で 0.86 である。

5.3 各指標の時系列変化

我々は、SimpleScalar ツールセット中の sim-bpred をもとにして、パーセプトロン予測器を追加実装するとともに、前章までに定義した 3 種のエントロピーを測定する環境を構築した。bimode, 2 レベル, gshare の各分岐予測器は、履歴長 16 ビット (エントリ数 65,536) であり、各エントリに 2 ビットの飽和カウンタを用いている。パーセプトロン分岐予測器は、履歴レジスタ長 8 ビット (エントリ数 256)、各パーセプトロンで使用する履歴数 62 ビット、重み幅 8 ビット幅である。この予測器のみエントリ数が異なるのは、文献 2) を参考にして他の分岐予測器とほぼ同じハードウェアコスト (budget) になるようにパラメータを設定したためである。

本論文ではプログラムの実行挙動の性質を定量的に表現することを主要な目的としている。したがって、時間とともに処理内容が変化する phased behavior の存在を無視して、プログラムの処理の全体の平均 (あるいは、実行開始後一定期間の平均) により各指標を求めるのは適当でない。

そこで本論文では一定時間のウィンドウを単位にヒット率やエントロピーの測定を行った。ウィンドウ時間は、文献 18) を参考にしうえて、エントロピーを一定の精度で求めるにはサンプル数が問題になることを勘案し、100 万 (1M) 条件分岐命令とした。命令実行数やクロックサイクル数を単位にしなかったのは、

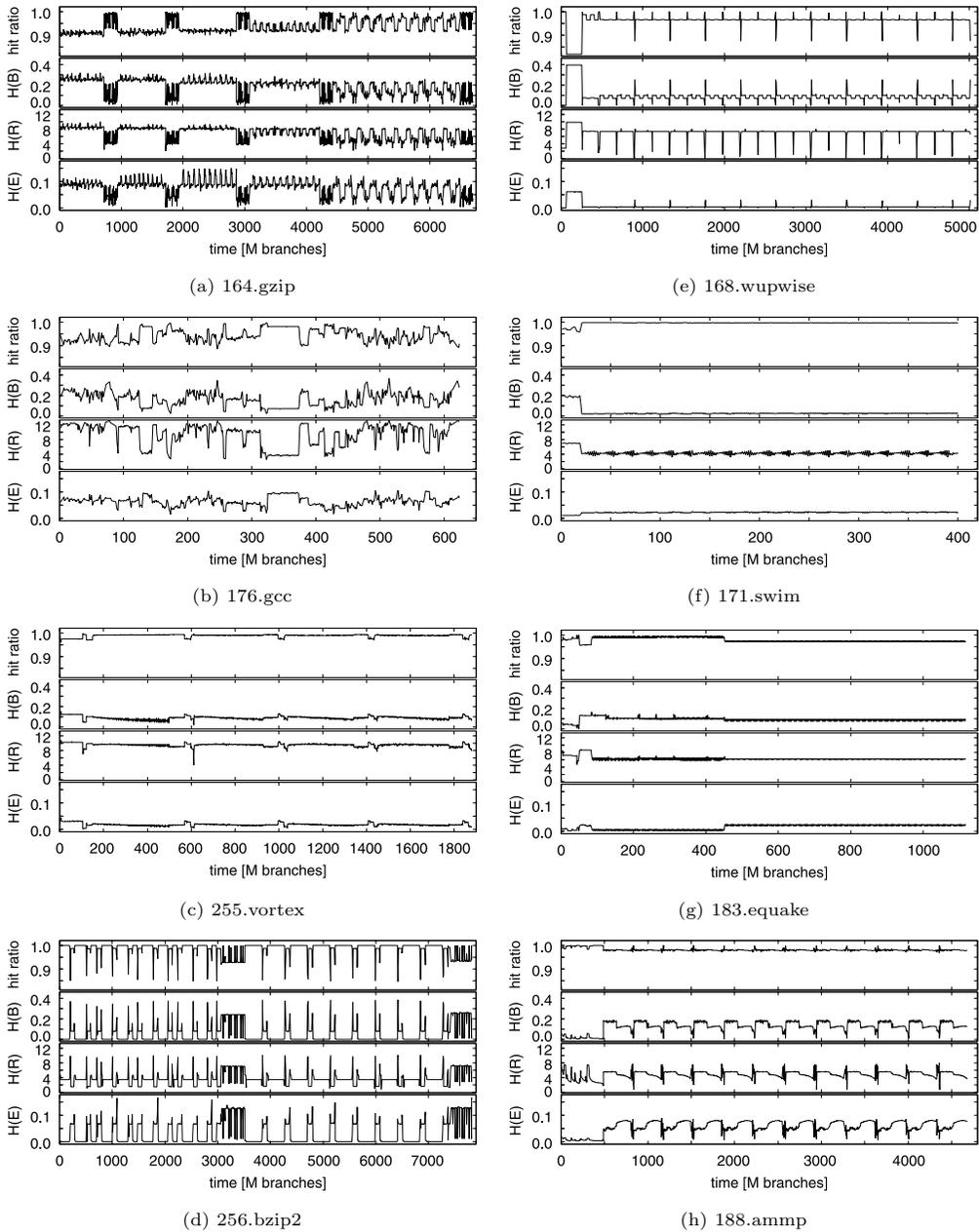


図 11 予測成功率および各エントロピー値の時系列変化 (gshare 分岐予測器)

Fig. 11 Hit ratio and $H^{16}(B)$, $H(R)$, $H^{16}(E)$ entropies (gshare branch predictor).

エントロピー測定のためのサンプル数が実行プログラムによって異なるのを避けるためである。また、キャッシュはウィンドウ時間にかかわらず連続的に動作させて評価を行った。ウィンドウ時間の開始時にキャッシュの内部状態を初期化していない。

初期化を行わない場合は先行のウィンドウ時間の影響を受けるが、一方で初期化する場合はキャッシュ挙動の一時的な乱れを生じる。

図 11 に SPEC CPU2000¹⁹⁾ ベンチマークの各プログラムについて、gshare 分岐予測器の予測成功率、16 次近似分岐履歴エントロピー ($H^{16}(B)$)、表参照エントロピー ($H(R)$)、16 次近似表要素エントロピー ($H^{16}(E)$) を時系列に表示している。同図中には、各測定値が規則的に変化するもの、不規則な変動をするもの、ほとんど変化しないものなど、いくつかの典型的なもののみを示してい

る (CINT2000 より 164.gzip, 176.gcc, 255.vortex, 256.bzp2, CFP2000 より 168.wupwise, 171.swim, 183.quake, 188.ammp). 他のプログラムの結果は付録に示す.

16 次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ と 16 次近似表要素エントロピー $H^{16}(E)$ は, 式 (2), (9) そのままではなく, $H(\overline{B}^{15})$, $H(\overline{B}^{16})$, $H(\overline{B}^{17})$ の 3 点による傾きの平均値とした. これは, 統計的に求める手法であるため測定値にばらつきが大きいことによる. 5.1 節, 5.2 節では, 隣接する前後 5 点の結果をもとに最小二乗法により求めたが, 本評価では, 実行時間と各種エントロピー測定のためのメモリ消費量の問題から, 隣接の 3 点としている. また, 上述の 3 点が単調増加にならない場合, すなわち $(H(\overline{B}^{16}) - H(\overline{B}^{15})) < 0$ または $(H(\overline{B}^{17}) - H(\overline{B}^{16})) < 0$ のとき (両者とも負になる場合も含む) は傾きをゼロとし, 近似エントロピー値をゼロにした. これは, n 次の拡大随伴情報源のエントロピーが, n について単調増加しないことは, すなわち, 当該情報源がきわめて強い規則性 (周期性) を持つことを意味するためである.

多くのプログラムでは, 予測成功率と分岐履歴エントロピーのプロットが上下対称に近い形で推移していることが認められる. 表参照エントロピーは分岐履歴エントロピーとはほぼ同じ変化をしているが, これは, 4.3 節で述べたように, gshare 分岐予測器において, 表参照エントロピーは n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ と高い相関関係にあることが見込まれるためである (ここで n は分岐履歴のビット数である).

さらに, 表要素エントロピーと他の指標との関係は, プログラムによって差異がある. これは, 予測器の挙動を, PHT エントリの参照回数の多寡を表す表参照エントロピーと, 各 PHT エントリに分配される分岐履歴の情報量を表す表要素エントロピーの 2 つの指標によって表現しているためであると考えられる. これに関して, 次節で評価検討する.

5.4 各エントロピーの関係

5.4.1 表参照および表要素エントロピーの組合せ

4.3 節で述べたように, 図 4 のような表形式の構成をとる予測器を考えたとき, 分岐結果 (taken/not-taken) の一次情報は, エントリ選択子により各予測子に分配され表参照エントロピー, 表要素エントロピーとして観測される. このため予測器全体の性質は両エントロピーの組合せで表現できるはずである.

図 12 では, 前節の SPEC CPU2000 ベンチマークでの結果をもとに, 表参照エントロピーと表要素エントロピーの組合せをプロットしている. 図では結果を見

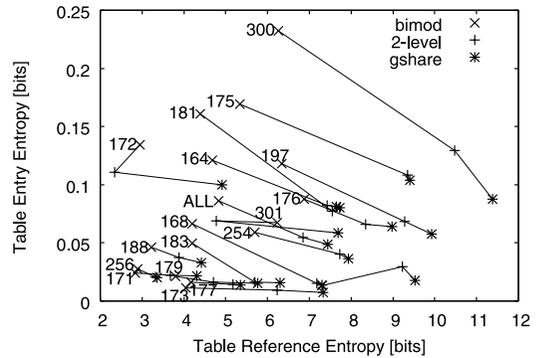


図 12 表参照エントロピーと表要素エントロピーの組による予測器特性の表現

Fig. 12 Predictor characteristics by combinations of Table Reference Entropy and Table Entry Entropy.

やすくするため, 同じプログラムでの結果を bimode-2 レベル-gshare の順に直線で結んでいる. なお, 各エントロピー値は, 測定した全ウィンドウ時間の値の平均値を用いている. 図中の “ALL” は, 全プログラムでの平均を示す. なお, パーセプトロン予測器は, hardware budget を合わせるために PHT エントリ数が他の方式と異なるため, グラフへのプロットを省略した.

プログラムの性質によりばらつきが見られるもの, おおむね bimode-2 レベル-gshare の順で表参照エントロピー値が大きくなり, その一方で表要素エントロピー値が小さくなる傾向が確認できる. エントリ選択子の挙動は実行しているプログラムの挙動傾向に影響されることから, 必ずしも bimode-2 レベル-gshare の順に整列されるわけではない. しかし, 図 12 は, bimode, 2 レベル, gshare の各分岐予測器における PHT エントリ参照の分散のしかたの違いと, それにともなう予測成功率の大きさ, すなわち予測器の性質の違いを, おおむね表しているといえる.

5.4.2 3 つのエントロピーの関係

4.3 節において式 (11) とともに議論した内容を, 前節の SPEC CPU2000 ベンチマークでの結果をもとに検証する.

n 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ の大きさと, 式 (2) で定義される n 次近似分岐履歴エントロピー $H^n(B)$ の大きさとの間には, 5.1 節において図 7 に示されているように, 大きな相関関係はない. $H(\overline{B}^n)$ は, マルコフ情報源から生成される連続した n 個のシンボルが持つ情報量と考えることができる.

ただし, $H(\overline{B}^n)$ が大きいほど, n における傾きである $H^n(B)$ が大きくなる場合が多い, との緩やかな傾向は確認できる.

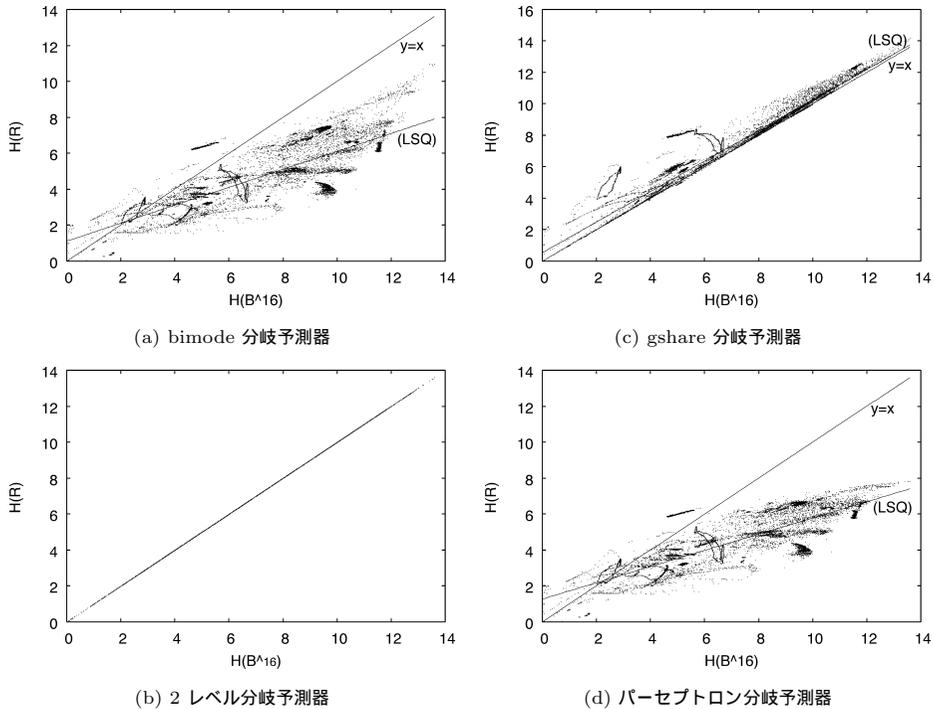


図 13 16 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^{16})$ と表参照エントロピーとの関係

Fig. 13 16-th order augmented adjoint source entropy $H(\overline{B}^{16})$ and Table Reference Entropy.

表参照エントロピーは、PHT エントリを指す n ビットのポイントが持つ情報量であり、連続して発生した n 個のシンボルの情報量をそのまま表したものではないが、 $H(\overline{B}^n)$ と比較することは可能である。こうして、5.3 節で得た 100 万条件分岐命令ごとの n 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ と、表参照エントロピーの測定値の組を 2 次元グラフ上にプロットした。その結果を図 13 に示す ($n = 16$)。図中には $y = x$ の直線とともに、最小二乗法により求めた一次近似直線 (LSQ と表示) を示す (ただし図 13 (b) のみ直線を表示していない)。

3.2 節および式 (1) で定義したように、 n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ は、 n 個の連続するシンボル (この場合分岐履歴) により求められる。4.3 節で述べたように、2 レベル分岐予測器では、直近の n 回の分岐履歴をもとに PHT エントリをアクセスする。この n ビットの分岐履歴は、 $H(\overline{B}^n)$ を求める際のシンボル列と同じものである。このため図 13 (b) に示されているように、 $H(\overline{B}^{16})$ と 2 レベル分岐予測器での表参照エントロピー (分岐履歴のビット数 16) はまったく同じ値になる。

エントリの選択に PC 値のみを用いる bimode 予測器 (図 13 (a))、パーセプトロン予測器 (同図 (d)) で

は、分岐履歴に基づく $H(\overline{B}^{16})$ に比べ $H(R)$ が低くなる傾向が顕著である。また、パーセプトロン予測器の $H(R)$ 値が、bimode 予測器のそれより低いのは、評価に使用したパーセプトロン分岐予測器の表のエントリ数が、他の分岐予測器と異なり小さかったためである。他の分岐予測器では表の各エントリに 2 ビットの飽和カウンタを用いているが、パーセプトロン分岐予測器は、表の各エントリに分岐履歴数分の weight 値を持たなければならないため、各エントリのビット数が多くなる。上記は、各予測器の hardware budget の条件を等しくするため表のエントリ数を減らしたことによる。

ここで、4.3 節において式 (11) とともに議論した内容を検証する。上と同様に、5.3 節で得た 100 万条件分岐命令のウィンドウ時間ごとの n 次の拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ と、 $(H(R) + H(\overline{E}^n))$ の測定値の組を 2 次元グラフ上にプロットした結果を図 14 に示す ($n = 16$)。ここでも、図 13 と同様に、各グラフに $y = x$ の直線と最小二乗法による一次近似直線を示している。

4.3 節の議論によれば、本論文で提案している 3 つのエントロピーには式 (11) の関係、すなわち、 $H(\overline{B}^n) \leq H(\overline{R}^n) + H(\overline{E}^n)$ があるが、実際のプ

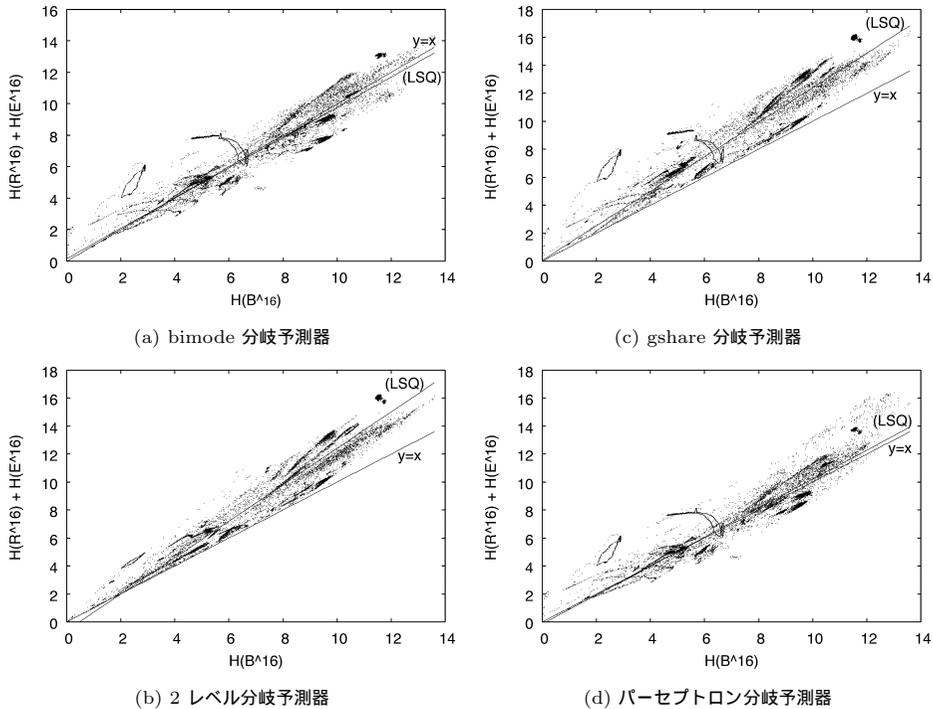


図 14 $H(\overline{B}^{16})$ と $(H(R) + H(\overline{E}^{16}))$ との関係
 Fig. 14 Relationship between $H(\overline{B}^{16})$ and $(H(R) + H(\overline{E}^{16}))$.

ログラムでの実行結果から求めた $H(\overline{B}^n)$ および $(H(R) + H(\overline{E}^n))$ との間には、きわめて高い相関が認められる。特に、bimode、パーセプトロンの各予測器の場合には、 $H(\overline{B}^n) = H(R) + H(\overline{E}^n)$ の関係に近くなる。2レベル分岐予測器の場合は、各 PHT エントリに分配される分岐履歴の情報量の分だけ右辺が大きくなるものと解釈される。

bimode 分岐予測器の場合、 $H(R)$ は $H(\overline{B}^n)$ に比べ低い。両者の相関係数は約 0.837 であり、比較的広く分布している (図 13(a))。ところが $(H(R) + H(\overline{E}^n))$ の値は $H(\overline{B}^n)$ にきわめて近く、両者の相関も高い (図 14(a))。相関係数は約 0.950 である。つまり、 $H(\overline{B}^n)$ が同じとき、 $H(R)$ のばらつき範囲に比べ、 $(H(R) + H(\overline{E}^n))$ のばらつきのほうが小さい。このことから、エントリへの参照が広く分散しているとき (すなわち $H(R)$ が大きいとき)、 $H(\overline{E}^n)$ は小さくなる。また逆に、 $H(R)$ が小さいとき、 $H(\overline{E}^n)$ は大きくなる。

パーセプトロン分岐予測器においても、上記の bimode 分岐予測器と同様のことがいえる。 $H(\overline{B}^n)$ と $H(R)$ の相関係数は約 0.843 であり (図 13(d))、 $H(\overline{B}^n)$ と $(H(R) + H(\overline{E}^n))$ との相関係数は約 0.955 である (図 14(d))。

5.5 期待可能予測成功率

3章および4章で述べたように、分岐履歴エントロピー、表要素エントロピーをもとに予測器に期待しうる予測性能 (期待可能予測成功率) を求めることができる。本節では、分岐履歴エントロピー、表要素エントロピーに基づいて求められる期待可能予測成功率と、実際の分岐予測器での予測性能との関係性を評価する。

5.5.1 分岐履歴エントロピーに基づく期待可能予測成功率

5.3 節で求めたウィンドウ時間ごとの 16 次近似分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ をもとに、3.3 節で示したように式 (5) の逆演算 $f^{-1}(H)$ により期待可能予測成功率を求めた。

こうして求めた期待可能予測成功率と、実際の分岐予測器の性能との関係性を図 15 に示す。グラフ中の直線 ($y = x$) は、 x 軸値と y 軸値が同じことを表している。また同図中には、グラフ中のすべての測定点について最小二乗法により求めた一次近似直線も示している。各グラフ上には、評価を行ったすべてのベンチマークプログラムで得られた結果を表示している。

分岐履歴エントロピーは予測器の方式に依存しない指標であることから、図 15 中の 4 つのグラフはすべて同じスケールで表している。各予測器とも、期待可

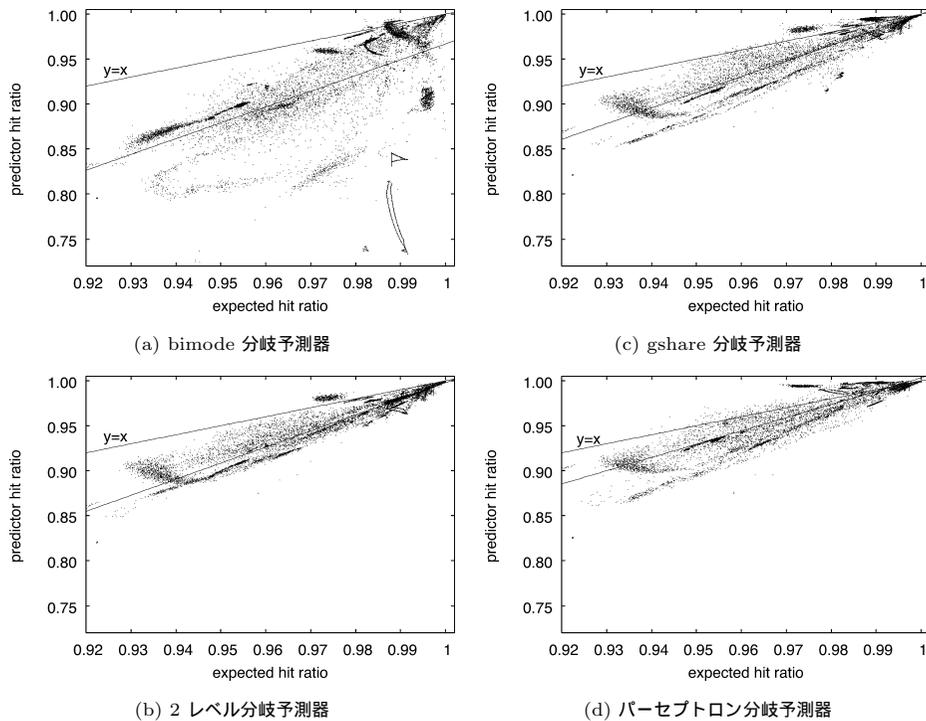


図 15 分岐履歴エントロピーによる期待可能予測成功率と実際の分岐予測性能の関係

Fig. 15 Expected prediction performance by Branch History Entropy and actual hit ratio.

能予測成功率と実際の予測性能との間に強い相関が認められる（ただし bimode 予測器の相関はやや弱い）．全測定点の相関係数は、bimode 予測器（図 15 (a)）で約 0.60、2 レベル分岐予測器（同図 (b)）で約 0.96、gshare 分岐予測器（同図 (c)）で約 0.95、パーセプトロン分岐予測器（同図 (d)）で約 0.93 である．また、予測成績の良い方式ほど $y = x$ の直線に近づいていることが分かる．

表 4 に、本評価で用いた SPEC CPU2000 各プログラムでの各予測器の予測成功率の平均値、および分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ から求めた期待可能予測成功率の平均値を示す．5.3 節で述べたように、本評価では、一貫して、一定サイズのウィンドウ時間（100 万条件分岐命令）ごとに予測成功率や各エントロピー値を求めている．表 4 に示した値は、各プログラムの実行のすべてで得られた値を単純に平均したものである．

また、同表の最下段（“ALL” の項）に、全プログラムの全測定値を平均した値を示す．期待可能予測成功率の値を基準として、各予測器の予測成功率を比較することができる．

図 15 では、期待可能予測成功率を超える予測性能が記録されている．たとえば、図 15 (b)（2 レベル分岐

表 4 各プログラムでの予測成功率および期待可能予測成功率
Table 4 Averages of predictor hit ratio and expected prediction hit ratio in SPEC CPU2000 programs.

プログラム	予測器の成功率				期待可能 予測成功率
	bimod	2 レベル	gshare	パーセプトロン	
(CINT2000)					
164.gzip	0.9010	0.9233	0.9235	0.9337	0.9634
175.vpr	0.8844	0.8993	0.9044	0.9206	0.9464
176.gcc	0.9185	0.9387	0.9456	0.9502	0.9764
181.mcf	0.8719	0.9265	0.9155	0.9292	0.9649
197.parser	0.8928	0.9294	0.9327	0.9407	0.9601
254.gap	0.9374	0.9621	0.9666	0.9745	0.9838
255.vortex	0.9815	0.9605	0.9881	0.9962	0.9890
256.bzisp2	0.9906	0.9915	0.9918	0.9926	0.9953
300.twolf	0.8115	0.8169	0.8310	0.8771	0.9079
(CFP2000)					
168.wupwise	0.8588	0.9246	0.9420	0.9614	0.9776
171.swim	0.9914	0.9941	0.9952	0.9970	0.9963
172.mgrid	0.9747	0.9761	0.9762	0.9788	0.9792
173.applu	0.7569	0.9665	0.9770	0.9985	0.9898
177.mesa	0.9838	0.9876	0.9881	0.9930	0.9967
179.art	0.9071	0.9912	0.9911	0.9916	0.9958
183.equake	0.8894	0.9679	0.9785	0.9808	0.9880
188.ammpp	0.9759	0.9860	0.9874	0.9914	0.9881
301.apsi	0.9729	0.9778	0.9869	0.9921	0.9845
(ALL)	0.9104	0.9451	0.9509	0.9620	0.9738

分岐予測器)において、期待可能予測成功率の値のおよそ 0.97 から 0.98 の範囲で、 $y = x$ の直線より上にプロットされている一群の点がある．これは SPEC CFP2000 の 188.ammpp の実行中の一部に現れるデータである．2 レベル分岐予測器は分岐履歴の情報のみ

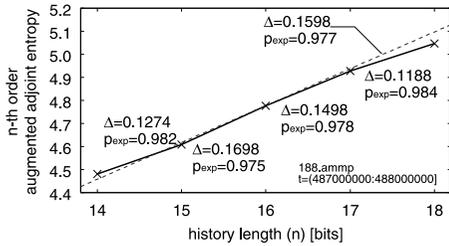


図 16 履歴長 n に対する n -次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ の推移の例

Fig. 16 Sample of n -th order augmented adjoint source entropy $H(\overline{B}^n)$.

を用いて予測する．このため、予測器の予測成功率が、分岐履歴に含まれる情報量から算出した期待可能予測成功率を上回することは考えられない．

本評価でこうした結果が得られた原因を解析する．図 16 は、188.ammp の実行中に測定されたあるウィンドウ時間での n 次拡大随伴情報源エントロピー $H(\overline{B}^n)$ ($n = 14, \dots, 18$) の値を、 n について表したものである．図中には、隣接 2 点間の $H(\overline{B}^n)$ 値の差分と、その値をもとに式 (5) の逆演算により求めた確率 (期待可能予測成功率) を、測定区間ごとに示している．また、同図中には、 $H(\overline{B}^{16})$ およびその隣接点のみから求めた傾き (Δ) と、上記と同様に式 (5) の逆演算により求めた確率 (p_{exp}) を示している．

隣接 2 点の $H(\overline{B}^n)$ 値の差分は、3.2 節において式 (2) により定義した n 次近似分岐履歴エントロピー $H^n(B)$ に等しい．図 16 によれば、グラフは緩やかな S 字状の曲線となっており、本評価でエントロピーの測定に用いた $n = 16$ の部分で局所的に傾きが大きくなっていることが分かる．傾きは近似分岐履歴エントロピーを表し、この値により期待可能予測成功率を求めているから、 $n = 16$ の場合は実際よりもエントロピー値が高く評価され、その結果、期待可能予測成功率が低く評価されていることになる．

n に対する $H(\overline{B}^n)$ の変化の様子は、グラフを大体的に見ればスムーズであるが、局所的には図 16 に示されているような振れがある．図 16 のグラフのような性質は、実行したプログラムの挙動によるものであり、当該プログラムに限らず観測されている．本論文の評価では、こうした振れの影響を抑えるために、隣接する 2 点のみにより近似分岐履歴エントロピーを求める方法ではなく、隣接の 3 点を用いて傾きの平均をとる方法を使用した．5.1 節、5.2 節で行ったように、隣接 5 点の拡大随伴情報源エントロピーを用いれば、上述のような振れの影響を抑えることができたものと考えられるが、本評価では、5.3 節に述べたよう

に、実行時間およびメモリ消費量の問題から、隣接 3 点により求めることにした．

5.5.2 表要素エントロピーに基づく期待可能予測成功率

5.5.1 項と同様に、5.3 節で求めたウィンドウ時間ごとの 16 次近似表要素エントロピー $H^{16}(E)$ をもとに、式 (5) の逆演算 $f^{-1}(H)$ により期待可能予測成功率を求めた．この $H^{16}(E)$ をもとにした期待可能予測成功率と、実際の分岐予測器の性能との関係を図 17 に示す．図 15 と同様に、 x 軸値と y 軸値が同じことを表す直線 ($y = x$) と、グラフ中のすべての測定点について最小二乗法により求めた一次近似直線をグラフ上に示している．各分岐予測器の構成は 5.5.1 項と同じである．

表要素エントロピーに基づく期待可能予測成功率と、実際の予測成功率との相関は、図 15 に示した分岐履歴エントロピーのそれに比較すると弱い．相関係数の値は、bimode 分岐予測器 (図 17 (a)) で約 0.50, 2 レベル分岐予測器 (同図 (b)) で約 0.69, gshare 分岐予測器 (同図 (c)) で約 0.66, パーセプトロン分岐予測器 (同図 (d)) で約 0.89 である．

bimode, 2 レベル, gshare の各分岐予測器で表要素エントロピーに基づく期待可能予測成功率と実際の予測成功率との相関が弱いのは、各 PHT エントリが比較的単純な構成 (本評価では 2 ビットの飽和カウンタ) をとっているためと考えられる．4.2 節で行った定義によれば、表要素エントロピーには、各エントリに配分される分岐履歴の正味の情報量が表される．たとえば、各エントリに配分された分岐履歴が一定のパターン (たとえば 0001) の繰返しであったとしよう．このパターン例は「4 回ごとに 1 回分岐する」ことを示している．一定のパターンの繰返しであるから、情報量はゼロになり、したがって期待可能予測成功率は 100% となる．しかし、飽和カウンタでは、このパターンに追従することはできない．分岐履歴が持つ正味の情報は同じでも、実際の出現パターンはさまざまに考えられる．このために、飽和カウンタを用いる分岐予測器では、実際の予測性能が大きく分散することになる．

図 17 から、分岐予測器の予測成功率の分布範囲に比べ、期待可能予測成功率の範囲が非常にせまく、1.0 に近い範囲に集中していることが分かる．これは、各分岐予測器とも、表要素エントロピーの値が非常に小さいことを示す．表要素エントロピーは上述のように各 PHT エントリに配分される分岐履歴の持つ正味の情報量である．つまり、実際の分岐予測器の各エント

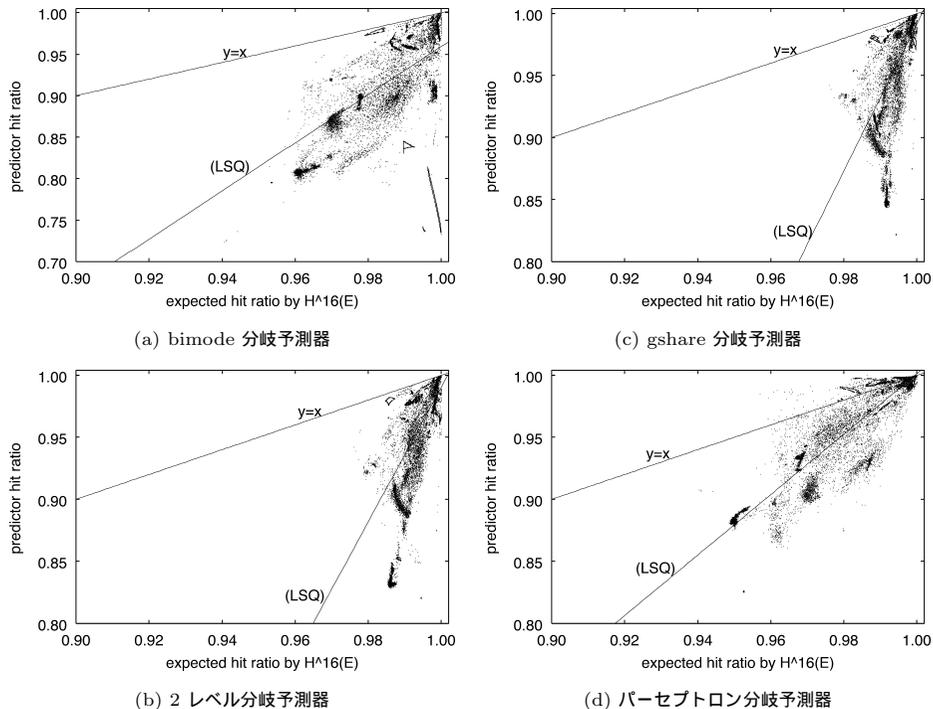


図 17 表要素エントロピーによる期待可能予測成功率と実際の予測成功率の関係

Fig. 17 Expected prediction performance by Table Entry Entropy and actual prediction performance.

リには、きわめて規則性の高い分岐履歴パターンが与えられていることが分かる。

パーセプトロン分岐予測器の場合は、飽和カウンタを用いている他の予測器に比べ、分岐履歴パターンの規則性を予測性能に活かしやすい。各エントリ内に持つ weight 値を学習により増減することで、分岐履歴のパターンにある程度追従できるためである。上述のように、きわめて規則性の高い分岐履歴パターンが各 PHT エントリに分配されていれば、学習による weight 値の増減により予測成功率を高く保つことが可能になる。つまり、期待可能予測成功率が高い（すなわち各エントリへの分岐履歴パターンの規則性が高い）ほど、高い分岐予測性能を得られるものと考えられる。実際、上述したように図 17 (d) の全点の相関係数は約 0.89 であり、他の予測器と比較して際立って高い値になっている。

図 15 (d)、図 17 (d) にあるように、パーセプトロン分岐予測器では、期待可能予測成功率よりも予測器の予測成功率が高いケースが測定されている。5.5.1 項 (図 16) で示したように、 n 次拡大随伴情報源エントロピーの値の振れに起因するケースも多いものと推測されるが、詳細な解析は今後の課題とする。

6. 関連研究

一般に予測器は、実際のプログラムで実行中に偏りが現れることを前提にしている場合が多い。たとえば、何通りかの事象の可能性があるなかで、過去の履歴から頻度の高い事象を求め予測する。あるいは、単純に前回に発生した事象が次回も起きるものとして予測する。こうした予測器の性能が、事象の発生の偏り（ないし規則性）に大きく依存することは明らかであり、偏りを抽出し予測する効果的な方法が検討されてきている。

たとえば、分岐予測手法においては、吉瀬ら²⁰⁾の極端な偏りを利用する分岐予測器のようなアプローチがなされている。また、Tyson らは、条件分岐の taken/not-taken の出現シーケンス（履歴）の観測結果から、出現のしかたに大きな偏りがあることを述べており、シーケンスの出現のしかたを、taken が多く続く場合、not-taken が続く場合、連続する taken の中に少数の not-taken が混じる場合、その他の場合、の 4 パターンに類型化できることを示し、予測に役立てている²¹⁾。これらでは、予測器の効果はシミュレーションなどで確認されているものの、偏りの度合いと

予測器の効果の関係を表現するには至っていない。

また、系に現れる周期性に着目した研究も本提案の関連研究としてあげておく。Freitag らの DPD (dynamic periodicity detector²²⁾) は、アプリケーション実行中に現れるデータ系列の周期性に着目したものである。また、Kampe らの FAB (Fourier Analysis Branch) predictor²³⁾ では、条件分岐の taken/not-taken の出現を時系列で記録し、その周期性をフーリエ変換により求めるアプローチをとっている。これらの研究は、規則性の中の典型的な例である周期性を主眼とし、周期性を把握することで性能向上に役立てようとしている。これらは、規則性(周期性)の検出方法と効果的な応用を目的としており、本論文で行ったような、規則性を表現するための指標の導入には至っていない。

Mudge, Chen らは、PPM (Prediction by Partial Matching) 手法をもとにして、予測性能の限界(上限)を議論している^{24),25)}。PPM は、データ圧縮において最適(theoretically optimal)であることが証明されている圧縮/予測のアルゴリズムである。彼らは、 m ビットの履歴をもとにした m 次のマルコフ予測器(m -th order Markov predictor)を用いている。そして、2 レベル予測器をモデル化し、PPM による近似を議論し、PPM による(最適な)予測性能(ミス率)と、モデル化した 2 レベル予測器のそれとを比較している。 m 次の Markov 予測器での性能は、我々の議論の中の m 次随伴情報源エントロピーに相当する。そして、複数の Markov 予測器を用いる PPM の手法(の予測性能)は、3 章で論じた情報源エントロピーの式(2)に相当する。彼らはあくまで(最適な)予測成功率として議論しているが、我々はそれをエントロピーとして定量化している。

文献 26) でも、与えられたヒストリ長に対して最適な予測機能を議論するために、Markov モデルを用いている。この論文での主眼は、予測器内での状態遷移を、Moore automaton と呼ばれるオートマトンにより表現し、実現しうる最適な予測器を得ることにある。ここで、Markov 予測器は、プログラム実行の偏りなどを扱うものではない。むしろ、我々のエントロピーのような方法・手段で定量化して表現しているわけでもない。

7. おわりに

分岐予測器の予測性能はプログラムの実行挙動の影響を強く受けるが、これまでは挙動を定量的に表現する指標を持たず、特定の予測方式を基準として議論が

行われてきた。本論文では、情報エントロピーが事象の発生に関わる規則性や偏りを表現することに着目し、大きく、プログラム実行の挙動と、分岐予測器の予測挙動の 2 つの観点からエントロピーによる定量化を議論した。その結果、プログラム実行挙動を表現する分岐履歴エントロピーと、分岐予測器の構成に基づいてその内部の挙動を表現する表参照エントロピー、表要素エントロピーを提案した。

分岐履歴エントロピーは、分岐履歴のみの情報量を考えることで、予測方式によらない分岐予測性能の指標となる。また、表参照エントロピー、表要素エントロピーの組により、分岐予測器の概略的な構成をもとにした、予測器内の資源の使用状況(使用頻度の偏り)と期待可能な予測性能との 2 つの観点から予測器の方式を特徴づけることができる。またさらに、分岐履歴エントロピーおよび表要素エントロピーの各々から予測器に対して期待しうる予測成功率(期待可能予測成功率)が求められる。

ループを中心にしたプログラムの実行挙動モデルにより、人為的に taken/not-taken の分岐履歴パターンを生成した結果から、分岐履歴エントロピー(およびそれに基づく期待可能予測成功率)と予測成功率との間には、明確な相関が認められるものの、分岐履歴エントロピー値が大きいほど予測成功率のばらつきが大きいことが分かった。

また、本論文の提案による期待可能予測成功率(分岐履歴エントロピーに基づく)と、2nd Championship Branch Prediction competition (CBP2) で提出されている idealistic 予測性能と比較することにより、分岐履歴エントロピーの、分岐予測性能を表す指標としての妥当性を検証した。上記両者は近接した値をとっており、良好な相関関係(相関係数 0.84, 0.86)を示している。これにより、予測方式に依存せず分岐履歴情報のみをもとにした場合での期待可能予測成功率が、CBP2 で規定している idealistic 条件下での予測性能と大きなずれがないこと、したがって分岐履歴エントロピーを指標として考えることが妥当であることが示された。

bimode, 2 レベル, gshare, パーセプトロンの各分岐予測器に対して、SPEC CPU2000 ベンチマークにより各エントロピーと実際の予測性能を評価した。分岐履歴エントロピーをもとにした期待可能予測成功率は、実際の予測器の成功率と高い相関関係にあることが認められた。分岐履歴エントロピーないしそれから求められる期待可能予測成功率は、分岐予測器の性能基準になりうる。また、表要素エントロピーに基づく

期待可能予測成功率と実際の予測成功率の関係を調べた結果、各予測器ともに改善の余地が大きいことも明らかになった。本論文の成果は、今後の予測器の方式の検討に資するものと期待される。

謝辞 本研究は、一部日本学術振興会科学研究費補助金(基盤研究(B)18300014,同(C)19500037,若手研究(B)17700047)および宇都宮大学重点推進研究プロジェクトの援助による。

参考文献

- 1) The 1st JILP Championship Branch Prediction Competition (CBP-1) (2004). <http://www.jilp.org/cbp/>
- 2) The 2nd JILP Championship Branch Prediction Competition (CBP-2) (2006). <http://camino.rutgers.edu/cbp2/>
- 3) Jiménez, D.A.: Piecewise Linear Branch Prediction, *Proc. 32nd Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA'05)*, pp.382-393 (2005).
- 4) 横田隆史, 斎藤盛幸, 大津金光, 古川文人, 馬場敬信: 2パス限定投機方式の提案, 情報処理学会論文誌: コンピューティングシステム, Vol.46, No.SIG 16 (ACS12), pp.1-13 (2005).
- 5) Yokota, T., Saito, M., Furukawa, F., Ootsu, K. and Baba, T.: Two-Path Limited Speculation Method for Static/Dynamic Optimization in Multithreaded Systems, *Proc. 6th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT)*, pp.46-50 (2005).
- 6) 横田隆史, 大津金光, 古川文人, 馬場敬信: 分岐予測器における予測性能とエントロピー, 情報処理学会研究報告, Vol.2005, No.120, pp.81-86 (2005). 計算機アーキテクチャ研究会 (2005-ARC-165).
- 7) Yokota, T., Ootsu, K., Furukawa, F. and Baba, T.: Entropy Properties in Program Behaviors and Branch Predictors, *Proc. 18th IASTED International Conference on Parallel and Distributed Computing and Systems (PDCS 2006)*, pp.448-453 (2006).
- 8) Yokota, T., Ootsu, K. and Baba, T.: Introducing Entropies for Representing Program Behavior and Branch Predictor Performance, *Proc. Workshop on Experimental Computer Science* (2007).
- 9) Yeh, T.-Y. and Patt, Y.N.: Two-Level Adaptive Branch Prediction, *Proc. 24th ACM/IEEE International Symposium on Microarchitecture (MICRO24)*, pp.51-61 (1991).
- 10) SimpleScalar LLC. <http://www.simplescalar.com/>
- 11) Shannon, C.E.: A mathematical theory of communication, *Bell System Technical Journal*, Vol.27, pp.379-423 and pp.623-656 (1948).
- 12) Smith, J.E.: A Study of Branch Prediction Strategies, *Proc. 8th International Symposium on Computer Architecture*, pp.135-148 (1981).
- 13) McFarling, S.: Combining Branch Predictors, Technical Report TN-36, Digital Equipment Corp., Western Research Laboratory (1993).
- 14) Jiménez, D.A. and Lin, C.: Dynamic Branch Prediction with Perceptrons, *Proc. 7th International Symposium on High-Performance Computer Architecture (HPCA-7)*, pp.197-206 (2001).
- 15) Infrastructure for Branch Prediction Competition (2006). <http://camino.rutgers.edu/cbp2/cbp2-infrastructure-v2/doc/index.html>
- 16) Seznec, A.: Looking for limits in branch prediction with the GTL predictor, *Proc. 2nd Journal of Instruction Level Parallelism Championship Branch Prediction Competition (CBP-2)*, pp.25-29 (2006). <http://camino.rutgers.edu/cbp2/CBP-2.pdf>
- 17) Gao, H. and Zhou, H.: PMPM: Prediction by Combining Multiple Partial Matches, *Proc. 2nd Journal of Instruction Level Parallelism Championship Branch Prediction Competition (CBP-2)*, pp.19-24 (2006). <http://camino.rutgers.edu/cbp2/CBP-2.pdf>
- 18) Sherwood, T., Perelman, E., Hamerly, G. and Calder, B.: Automatically Characterizing Large Scale Program Behavior, *Proc. 10th International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems* (2002).
- 19) Standard Performance Evaluation Corporation: SPEC CPU2000 V1.3. <http://www.spec.org/cpu2000/>
- 20) 吉瀬謙二, 片桐孝洋, 本多弘樹, 弓場敏嗣: 極端な偏りを利用する Bimode++分岐予測器の提案, 情報処理学会研究報告, Vol.2005, No.7, pp.57-62 (2005). (2005-ARC-161).
- 21) Tyson, G., Lick, K. and Farrens, M.: Limited Dual Path Execution, Technical Report CSE-TR-346-97, University of Michigan (1997).
- 22) Freitag, F., Corbalan, J. and Labarta, J.: A Dynamic Periodicity Detector: Application to Speedup Computation, *Proc. 15th International Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS'01)* (2001).
- 23) Kampe, M., Stenstrom, P. and Dubois, M.: The FAB Predictor: Using Fourier Analysis to Predict the Outcome of Conditional

Branches, *Proc. 8th International Symposium on High-Performance Computer Architecture (HPCA'02)*, pp.223–232 (2002).

- 24) Chen, I.-C.K., Coffey, J.T. and Mudge, T.N.: Analysis of Branch Prediction via Data Compression, *Proc. 7th International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems*, pp.128–137 (1996).
- 25) Mudge, T., Chen, I.-C. and Coffey, J.: Limits to branch prediction, Technical Report CSE-TR-282-96, University of Michigan (1996).
- 26) Jha, S., Lu, Y. and Clarke, E.: Formal Analysis of Branch Prediction Algorithm, Technical report, Computer Science, Carnegie Mellon University (1998).

付 録

A.1 SPEC CPU2000 ベンチマークでの各エントロピーの時系列変化

5.3 節図 11 で省略した SPEC CPU2000 ベンチマークプログラムについて、予測器の成功率、および分岐履歴エントロピー $H^{16}(B)$ 、表参照エントロピー $H(R)$ 、表要素エントロピー $H^{16}(E)$ の各エントロピーの値の時系列変化の様子を図 18、図 19 に示す。

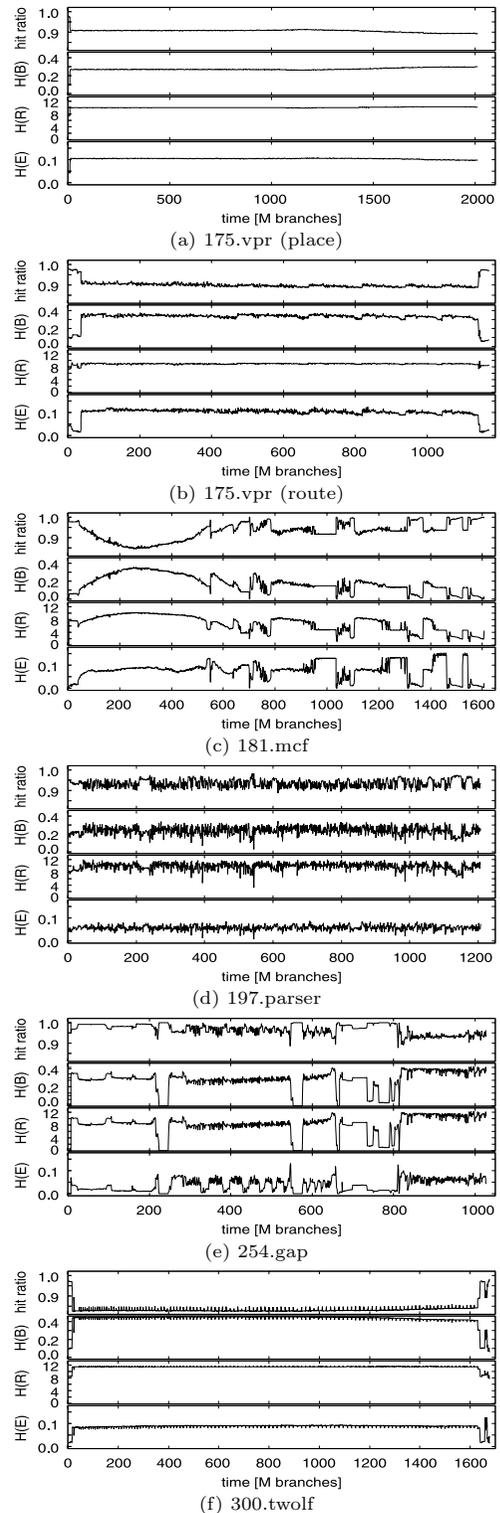
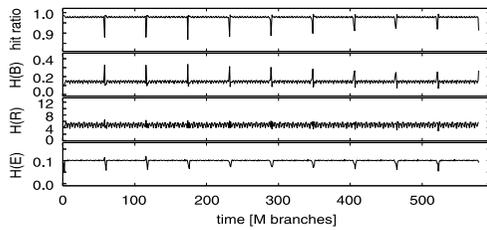
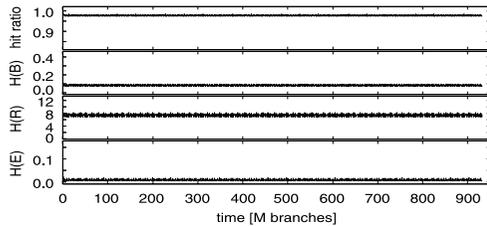


図 18 ヒット率および各エントロピー値の時系列変化 (gshare 分岐予測器, SPEC CINT2000)

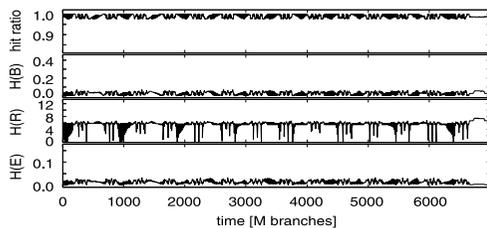
Fig. 18 Hit ratio and $H^{16}(B)$, $H(R)$, $H^{16}(E)$ entropies (gshare branch predictor, SPEC CINT2000).



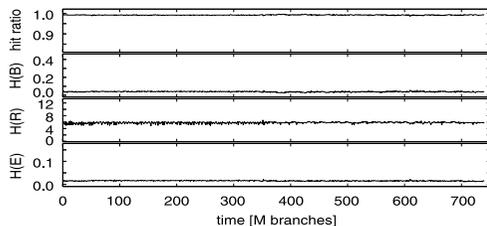
(a) 172.mgrid



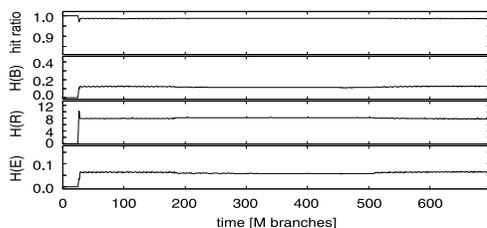
(b) 173.applu



(c) 177.mesa



(d) 179.art



(e) 301.apsi

図 19 ヒット率および各エントロピー値の時系列変化 (gshare 分岐予測器, SPEC CFP2000)

Fig. 19 Hit ratio and $H^{16}(B)$, $H(R)$, $H^{16}(E)$ entropies (gshare branch predictor, SPEC CFP2000).

(平成 19 年 5 月 7 日受付)

(平成 19 年 8 月 29 日採録)



横田 隆史 (正会員)

1983 年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。1985 年同大学院電気工学専攻修士課程修了。同年三菱電機(株)に入社,中央研究所,先端技術総合研究所,産業システム研究所に所属。主席研究員。1993 年 12 月から 1997 年 3 月まで新情報処理開発機構(RWCP)に出向。2001 年 4 月より宇都宮大学工学部助教授,2007 年同大学准教授。計算機アーキテクチャ,設計方法論等の研究に従事。工学博士。ICCD Outstanding Paper Award (1995 年),FPGA/PLD Design Conference 審査委員特別賞(2002 年),PDCAT'05 Outstanding Paper Award (2005 年)各受賞。電子情報通信学会,IEEE 各会員。



大津 金光 (正会員)

1993 年東京大学理学部情報科学科卒業。1995 年同大学院修士課程修了。1997 年同大学院博士課程退学,同年より宇都宮大学工学部助手,2007 年より同大学助教。博士(情報理工学)。計算機システムの高性能化に関する事,特にマルチコア・マルチスレッドプロセッサアーキテクチャおよびその支援ソフトウェア環境,バイナリコード変換処理,動的最適化処理等に興味を持つ。



馬場 敬信 (フェロー)

1970 年京都大学工学部数理工学科卒業。1975 年同大学院博士課程単位取得退学。同年より電気通信大学助手,講師を経て,現在宇都宮大学工学部教授。工学博士。1982 年より 1 年間メリーランド大学客員教授。計算機アーキテクチャ,並列処理等の研究に従事。1992 年情報処理学会 Best Author 賞,2002 年 FPGA/PLD Design Conference 審査委員特別賞,PDCS2002 国際会議 Best Paper Award 各受賞。著書“Microprogrammable Parallel Computer”(MIT Press),『コンピュータアーキテクチャ(改訂 2 版)』(オーム社),『コンピュータのしくみを理解するための 10 章』(技術評論社)等。電子情報通信学会,IEEE 各会員。