

予測精度の限界を目指すパターンマッチングを用いた分岐予測手法の検討と評価

田原 慎也^{††} 吉瀬 謙二[†]

高性能プロセッサには、高い予測精度を持つ分岐予測が求められている。今まで多くの手法が提案され、予測精度の向上が図られてきた。中でもパターンマッチングを取り入れた分岐予測手法では、高い予測精度が示すことが確認されている。本稿では、このパターンマッチングに着目し、それを用いることで分岐予測の精度の限界に挑戦する。その手法として、過去の分岐命令のプログラムカウンタとその振る舞いに対しパターンマッチングを用いることを提案する。また、パターンマッチングする際のパターン長も考慮にいれて予測することを提案する。

Examination and estimation of the branch predictors using pattern matching pursuing excellent prediction accuracy

SHINYA TAHARA^{††} and KENJI KISE[†]

High performance processors demand a high accurate branch prediction. A lot of techniques have been investigated to improve the prediction accuracy so far. The branch predictions using pattern matching achieve one of the best prediction accuracy above all. In this paper, we focus the pattern matching and pursue excellent prediction accuracy. We propose to use the program counters and the behavior of branch instructions and to consider the pattern length at pattern matching.

1. はじめに

近年のプロセッサでは、性能向上のためにパイプライン処理と分岐予測が不可欠な技術として採用されている。パイプライン処理とは、1つの命令を複数のステージに分けて処理することで、複数の命令を同時並列的に実行する処理方式である。しかし、実行命令の中に分岐命令があるとパイプラインの流れに乱れが生じ、処理効率が低下してしまう問題がある。

この問題に対処するために分岐予測を用いる。分岐予測により分岐命令の成立・不成立を予測し、予測に基づいて次の命令を実行することでこの乱れの発生を防ぐ。しかし、予測が外れた場合には、分岐命令以降の実行してきた命令を全て無効化し、正しい分岐先から実行を再開するという修正が必要になる。この修正による処理の遅れを分岐ミスペナルティという。予測精度の高い分岐予測を行えば、分岐ミスペナルティの発生を減らし、結果的にプロセッサの性能が向上する。このために、洗練された分岐予測手法が提案されてお

り、現在の高性能プロセッサに搭載されている分岐予測は精度の高いものとなっている。

分岐予測には、様々な手法が提案されてきた。従来は、bimodal³⁾ や gshare⁵⁾ に代表されるような、2ビット飽和型カウンタを用いた分岐予測手法が主流となっていた。近年では、パーセプトロンによる分岐予測¹⁾ のように、分岐予測機構に学習を行わせて予測を行う手法も提案され、高い予測精度が示されている。加えて、複数の手法を組み合わせたハイブリッド分岐予測手法⁴⁾⁸⁾⁶⁾ など、多くの分岐予測手法が検討されている。

一般的に、分岐予測手法を提案する際は、ハードウェア量や計算時間による制約を考慮に入れ、その制約のもとで予測精度を高めることを検討する。しかし、その制約を取り除き、予測精度の限界を図ろうとする試みも為されている。本稿では、この制約を取り除いた分岐予測手法を理想的な分岐予測手法と呼ぶ。

理想的な分岐予測手法の1つとして、過去の分岐命令の振る舞いを記録した履歴を用いたパターンマッチングによる分岐予測手法⁷⁾ が提案されている。我々は、このパターンマッチングに着目し、パターンマッチングを用いた分岐予測についてその予測精度を検証する。本稿で扱う分岐予測手法は、全て理想的な分岐予測手法となっている。

本稿の構成を示す。2章で関連研究を述べる。3章

[†] 東京工業大学 大学院情報理工学研究所
Graduate School of Information Science and Engineering,
Tokyo Institute of Technology

^{††} 東京工業大学 大学院理工学研究所
Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

でパターンマッチングを用いた分岐予測手法の精度を向上させるための手法を提案する。4章で提案した分岐予測手法の予測精度をベンチマークを用いて評価する。最後に5章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

本章では、本稿で扱うパターンマッチング・アルゴリズムである Sampled Pattern Matching (SPM)²⁾と、そのアルゴリズムを用いて過去に提案された分岐予測手法⁷⁾を紹介する。この分岐予測手法を、本稿では Behavior-based SPM 分岐予測手法と呼ぶ。また、2006年に開催された Championship Branch Prediction Workshop-2 (CBP-2) にて提案された Neuro-PPM 分岐予測手法⁶⁾を紹介する。この手法もパターンマッチングを用いた予測をしており、非常に高い予測精度を示している。

2.1 Sampled Pattern Matching

次のように時系列に並んだシーケンス x_1^n が与えられているとする。各要素 x_i は、集合 A に属するものとする。

$$x_1^n := x_1, x_2, \dots, x_n \quad (x_i \in A) \quad (1)$$

また、 x_n を含む一連のシーケンス x_i^n のことを接尾系列という。

$$x_i^n := x_i, x_{i+1}, \dots, x_n, \quad (1 \leq i \leq n) \quad (2)$$

SPM アルゴリズムによって x_{n+1} を予測するものとし、予測値を \hat{x} で表すことにする。SPM アルゴリズムは次のように動作する。

- (i) シーケンス x_1^n において、次の式を満たす最長の l を求める。

$$x_{n-l+1}^n = x_{n-i-l+1}^{n-i} \quad (3)$$

このときの l を最大一致長 D_n とする。また、接尾系列 $x_{n-D_n+1}^n$ を最長接尾系列と呼ぶ。

- (ii) x_1^{n-1} に現れる最長接尾系列 $x_{n-D_n+1}^n$ と同じ系列の次の要素が $x(x \in A)$ である場合の数を $N(x)$ とする*。予測値 \hat{x} は、次のようにして求める。

$$\hat{x} = \arg \max N(x), \quad (x \in A) \quad (4)$$

ここで \max は右式の最大値を求めるものであり、 \arg は右式を満たす右式中の関数の引数を求めるものである。つまり、最大接尾系列と同じ系列が x_1^n 中にいくつか出現したとき、それら系列の次の要素の中で最も出現頻度の高い要素を予測値とする。予測値が2つ以上求められた場合は、1つだけになるまで D_n をデクリメントして再度 (ii) を実行する**。

* 文献では、長さ αD_n ($0 < \alpha < 1$) の接尾系列を用いている。 α は接尾系列のパターンが過去に2度以上出てくるように設定する。本稿では常に $\alpha = 1$ としている。

** 文献では、このような場合、任意の方法によって予測値を求めるとしている。本稿では、上述の方法を用いる。

この SPM アルゴリズムの例を挙げる。集合 A をアルファベット $A \sim Z$ として、次のようなシーケンスが与えられたとする。

VBXFECUYBXFECJBXFEBKKWBXFE

まず SPM アルゴリズムの (i) より、このシーケンスの最大接尾系列を求める。

VBXFECUYBXFECJBXFEBKKWBXFE

このように、 $D_n = 4$ である系列 BXFE が求められる。次に (ii) より、与えられたシーケンス中で求めた系列の次に現れる最も頻度の多い要素を求める。この場合、 $N(C) = 2$ が最大であるため、与えられたシーケンスの次に現れる要素の予測値は $\hat{x} = C$ となる。

上記の例では、アルファベットを1つの要素としたシーケンスに対して SPM アルゴリズムを利用し予測を行った、次に紹介する Behavior-based SPM 分岐予測手法では、分岐命令の結果を1つの要素とする履歴をシーケンスとし、これに対して SPM アルゴリズムを利用することで分岐予測を行う手法である。この履歴のことを本稿では分岐結果履歴と呼ぶ。

2.2 Behavior-based SPM 分岐予測手法

Behavior-based SPM 分岐予測手法⁷⁾では、分岐の成立・不成立を記録した分岐結果履歴を用いる。次のような分岐結果履歴 b_1^n に対して SPM アルゴリズムを適用し b_{n+1} を予測する。

$$b_1^n := b_1, b_2, \dots, b_n, \quad (b_i \in A = \{0, 1\}) \quad (5)$$

b_i は i 番目に出てきた分岐命令の分岐結果を表し、成立なら1、不成立なら0とする。先に紹介した SPM アルゴリズムを適用することで、次に出現するアルファベットの予測値 \hat{b} が求められる。この \hat{b} によって予測すべき分岐命令の成立 (1)・不成立 (0) を予測する。

2.3 Neuro-PPM 分岐予測手法⁶⁾

Neuro-PPM 分岐予測手法は、大きく分けて3つの要素から構成される。それぞれ Global PPM 分岐予測、Local PPM 分岐予測、Neural Net と呼ばれる。

Global PPM 分岐予測とは、グローバルな分岐結果履歴と予測する分岐命令のプログラムカウンタを用いた手法である。グローバルな分岐結果履歴を保存する m ビット・シフト・レジスタがあり、最後の分岐履歴を含めて m 個の履歴が保存できる。新しい分岐結果がでたときは、最も古い履歴が排除されてその新しい分岐結果が保存される。この m ビット・シフト・レジスタのパターンと予測する分岐命令のプログラムカウンタを用いて過去にこの状態と同じケースが出現しているかどうかを確認し、見つければそのケースの過去の分岐成立・不成立の頻度に基づいて予測する。見つからなければ、 $m-1$ のパターンを使って予測を行い、同じケースが見つかるまでパターンの長さを減らしていく。

Local PPM 分岐予測とは、Global PPM 分岐予測とほぼ同じアルゴリズムで予測する。ただし、用いる分岐結果履歴はローカルな履歴である。このため、予

測する際にプログラムカウンタを用いる必要はない。

最後に、Neural Net について述べる。Neuro-PPM 分岐予測とは、2つの分岐予測を組み合わせたハイブリッド分岐予測である。つまり、Global PPM 分岐予測での予測値と Local PPM 分岐予測での予測値から、Neural Net によるパーセプトロンに基づいた学習によって最終的な予測値を選ぶことになる。これにより、Neuro-PPM 分岐予測手法は Global PPM 分岐予測手法や Local PPM 分岐予測手法を単独で用いるよりも高い分岐精度を達成する。

このように Neuro-PPM 分岐予測手法においては、Global PPM 分岐予測手法と Local PPM 分岐予測手法を組み合わせると高い予測精度が示されている。それぞれの予測には、パターンマッチングが取り入れられており、高い予測精度を達成する要因のひとつとなっている。

本稿では、Behavior-based SPM 分岐予測手法や Neuro-PPM 分岐予測手法で利用されているパターンマッチングという手法に着目し、パターンマッチングを効果的に用いた手法によって予測精度向上を目指す。

3. パターンマッチングを用いた予測に対する精度向上手法

この章では、パターンマッチングを用いた分岐予測手法の予測精度を向上させるために3つの手法を提案する。

3.1 分岐命令アドレス情報の追加

最初の手法では、Behavior-based SPM 分岐予測手法に分岐命令アドレスの情報を追加することで予測精度の向上を目指す。本稿では、この分岐予測手法を Path-based SPM 分岐予測手法と呼ぶ。これより Path-based SPM 分岐予測手法について説明する。

実行した命令を時系列に並べたものの中から分岐命令だけに着目し、分岐命令のプログラムカウンタとその分岐結果を1つの要素として記録したものを、本稿では分岐経路履歴と呼ぶ。Path-based SPM 分岐予測手法では、パターンマッチングを行うシーケンスにこの分岐経路履歴を用いる。

Path-based SPM 分岐予測手法の動作を示す。分岐経路履歴をシーケンスとし、SPM アルゴリズムを適切に利用することで次の分岐命令が成立か不成立かを予測する。分岐経路履歴の要素を次のように表現する。

$$pb_i := (pc_i, br_i), (1 \leq i \leq n) \quad (6)$$

これは、 i 番目に出てきた分岐命令を表現しており、その分岐命令のプログラムカウンタを pc_i 、分岐結果を br_i としている。 br_i には分岐成立なら1、分岐不成立なら0が記録される。分岐経路履歴 pb_1^n が次のように与えられたとき、Path-based SPM 分岐予測手法によってその分岐経路履歴の次に出現した分岐命令の分岐予測値 br_{n+1} を求める。ただし、予測する時点で分岐

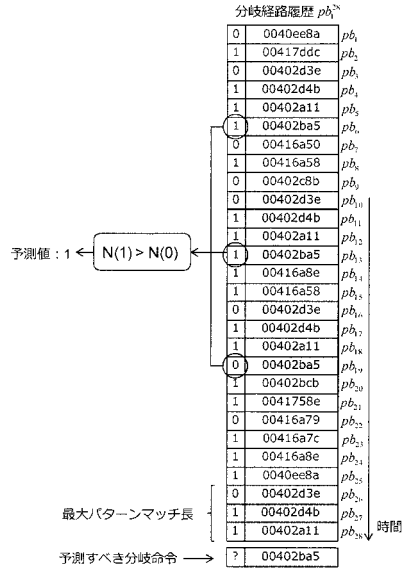


図1 Path-based SPM 分岐予測手法の動作例。

岐命令のプログラムカウンタ pc_{n+1} は分かっている。

$$pb_1^n := pb_1, pb_2, \dots, pb_n \quad (7)$$

ある部分的な分岐経路履歴の要素の並びを分岐経路パターンと呼ぶ。また、 pb_n を含む一連の履歴 pb_i^n のことを分岐経路履歴の接尾履歴と呼ぶ。

$$pb_i^n := pb_i, pb_{i+1}, \dots, pb_n, (1 \leq i \leq n) \quad (8)$$

Path-based SPM 分岐予測手法のアルゴリズムの動作について述べる。

- (i) 分岐経路履歴 pb_1^n における接尾履歴の最大一致長 D_n を求める。 D_n は下記の式を満たす最大の l である。

$$pb_{n-l+1}^n = pb_{n-i-l+1}^{n-i} \quad (9)$$

- (ii) 分岐経路履歴 pb_1^{n-1} から、分岐経路パターンが長さ D_n の接尾履歴 $pb_{n-D_n+1}^n$ と等しく、かつ次の要素のプログラムカウンタ pc が pc_{n+1} と等しい部分履歴を探し出す。全ての探し出した部分履歴において、次の要素の分岐結果 BR が0である部分履歴の数 $N(0)$ と1である部分履歴の数 $N(1)$ を計算し、 $N(0)$ と $N(1)$ を比較する。 $N(0)$ が $N(1)$ よりも大きい場合は分岐不成立と予測し、 $N(1)$ が $N(0)$ よりも大きい場合は分岐成立と予測する。等しいときは、等しくなくなるまで D_n をデクリメントして再度 (ii) を実行する。

分岐命令の度にこのアルゴリズムに従って予測し、実際の分岐結果が分かったときに分岐経路履歴に要素を1つ追加して履歴の更新を行う。

Path-based SPM 分岐予測手法の動作例を図1に示す。図中の分岐経路履歴 pb_1^{28} は、右の項目が分岐

命令のプログラムカウンタを、左の項目がその分岐結果を記録したものである。このとき、次に出現するプログラムカウンタ"00402ba5"の分岐命令の分岐結果を予測する。(i)より、最大一致長 D_{28} が3で最長の接尾履歴 pb_{26}^{28} が求められる。(ii)より、その接尾履歴のパターンが過去に出現している部分履歴を探し出すと、 pb_3^5 、 pb_{10}^{13} 、 pb_{18}^{18} である。それらの次の分岐命令のプログラムカウンタは全て"00402ba5"と一致しているので、その命令の分岐結果が0か1か確認しそれぞれの合計を計算する。0の合計 $N(0)$ は1であり、1の合計 $N(1)$ は2である。 $N(0)$ と $N(1)$ を比較すると、 $N(1)$ の方が大きいので予測値は1、つまり分岐成立という予測になる。

3.2 サンプルパターン長の上限の設置

サンプルパターン長とは、シーケンスからあるパターンを検索してその頻度を計算する際の、そのパターンの長さである。このサンプルパターン長に上限を設けて、予測を行うことを提案する。この提案により、サンプルパターン長を長くしすぎることによる予測精度の弊害を考慮し、高い予測精度の達成に最適なサンプルパターン長の上限を確認する。

また、制限かけていくことによる、Behavior-based SPM分岐予測手法とPath-based SPM分岐予測手法との予測精度の変化の違いも確認する。

3.3 サンプル数の考慮

一般にサンプルパターン長を長くするとサンプル数は減り、逆に短くするとサンプル数は増える。

SPMアルゴリズムにおいてシーケンスの次の要素を予測する際に、過去に出現したパターンのサンプル数も予測精度に影響を与える。そこで、最大一致長をサンプルパターン長として予測を行うよりも、ある程度短くしてサンプル数を増やすほうが予測精度が向上する可能性がある。最大一致長に対し、比率により短くしたサンプルパターン長を利用することでサンプル数を増やして分岐予測を行うことを提案する。

4. 評価

3章では、パターンマッチングを用いた分岐予測について、その予測精度を高めるために検証すべき手法を示した。本章では、その手法に従って分岐予測手法を実装し、ベンチマークを用いて評価することで予測精度を確認する。

4.1 評価環境

分岐予測精度の評価では、2004年に開催されたChampionship Branch Prediction Workshop(CBP-1)で用いられた20本のベンチマークを使用して分岐予測ミス率を測定する。先に述べたように理想的な分岐予測としているため、いずれの分岐予測手法の評価においても計算時間、使用するハードウェア量は評価する上で考慮しないものとする。測定時間が長くなり

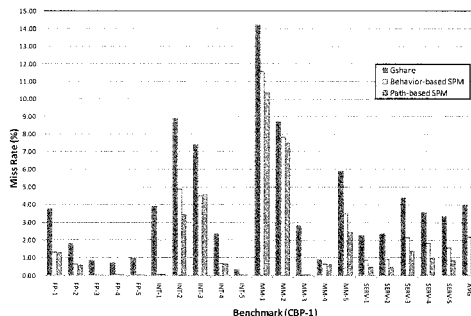


図2 Path-based SPM 分岐予測手法の予測精度。

すぎるため、2006年に開催されたCBP-2のベンチマークを用いることはできなかった。

4.2 分岐命令アドレス情報の追加

ここでは、Path-based SPM分岐予測手法を評価する。2章で紹介したSPMアルゴリズムに基づき、サンプルパターン長は最大一致したときのパターン長としている。この評価においては、Behavior-based SPM分岐予測手法に加えてgshare分岐予測手法も比較の対象としている。ただし、理想的な分岐予測という観点からgshare分岐予測の評価は、PHT(Pattern History Table)のエントリ数を非常に大きく設定してできるだけ高い分岐予測精度が達成できる構成を用いる。

評価結果を図2に示す。グラフは、縦軸にミス率、横軸に20本のベンチマークとその平均をとっている。左の棒グラフから順にgshare分岐予測手法、Behavior-based SPM分岐予測手法、Path-based SPM分岐予測手法となっている。

Path-based SPM分岐予測手法の評価結果のほうがgshare、Behavior-based SPM分岐予測手法よりもほぼ全てのベンチマークで高い予測精度を示している。平均すると、gshare分岐予測手法に比べてミス率が2.17%減少し、予測性能は55.1%向上した。また、Behavior-based SPM分岐予測手法に比べてミス率が0.37%減少し、予測性能は17.3%向上した。

Behavior-based SPM分岐予測手法と比べてPath-based SPM分岐予測手法では、SERV系のベンチマークが他のベンチマークよりも平均的にミス率が減少していることが確認できる。また、ベンチマークを個別に見ていくと、INT-2、MM-3が1%を超えるミス率の低下となっており、分岐経路履歴を用いることの有効性が強くでているという結果になった。特にINT-2においては、もともと5%以下のミス率であるにも関わらずミス率が大きく減少している。

この評価により、一部のベンチマーク(INT-3)を除いて、分岐結果履歴のみを利用するよりもプログラム

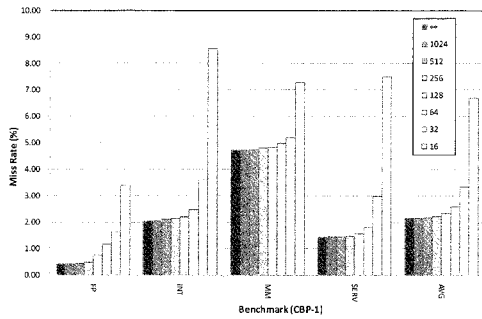


図3 サンプルパターン長に上限を設けたときの Behavior-based SPM 分岐予測手法の予測精度。

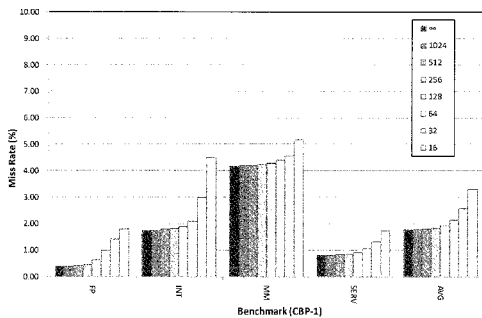


図4 サンプルパターン長に上限を設けたときの Path-based SPM 分岐予測手法の予測精度。

カウンタを加えた分岐経路履歴を利用した方が高い予測精度を実現できることを示した。

4.3 サンプルパターン長の上限の設置

次に Behavior-based SPM 分岐予測手法と Path-based SPM 分岐予測手法に対して、サンプルパターン長をある固定長で制限し、ある長さ以上のパターンマッチングによる予測は行わないようにした。それぞれの結果を図3と図4に示す。グラフは縦軸にミス率、横軸にCBP-1の4種類のベンチマークの平均と20本のベンチマーク全ての平均をとっている。また、最も左の棒グラフが制限していないときの予測精度を示し、順に右の棒グラフが1024、512、…、16と制限したときの予測精度を示している。

2つの分岐予測手法のグラフに共通していることは、サンプルパターン長を短くしていくことで予測精度が悪くなっていることである。特にINT系ベンチマークで、その影響が大きいことが見て取れる。特に Behavior-based SPM 分岐予測手法では、サンプルパターン長を16まで制限すると、MM系ベンチマークよりもミス率が悪化している。Path-based SPM 分岐予測手法のグラフでは、Behavior-based SPM 分岐予

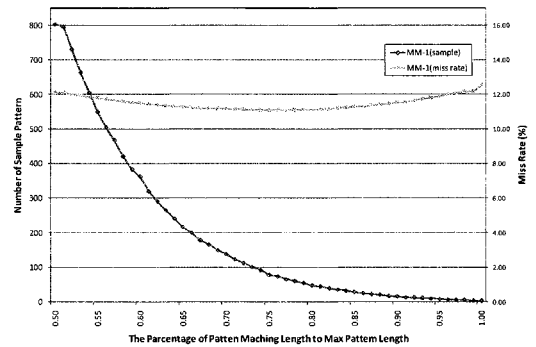


図5 サンプル数と予測ミス率の関係。例として、MM-1ベンチマークを利用して Behavior-based SPM 分岐予測手法を評価した結果を示す。サンプル数は、1分岐命令あたりの平均の数である。サンプル数の測定には時間がかかりすぎるため、最初の100万分岐命令で評価した。

測手法と比較した際、16まで制限した場合でもミス率が低く抑えられていることがわかる。分岐命令アドレスを追加したことによる利点だが、ここでも発揮されていることが確認できる。

残念ながら図3や図4では、サンプルパターン長に上限を設けることによる予測精度の向上を確認することができない。しかし、全てのベンチマークで効果がなかったわけではなく、MM-1など一部のベンチマークでは、ある程度制限をかけることで予測精度が向上するケースを確認した。

4.4 サンプル数の考慮

最後に、最大一致したパターン長をある決まった比率で制限する手法を評価する。

図5は、Behavior-based SPM 分岐予測手法を利用したMM-1ベンチマークにおける平均サンプル数と分岐予測ミス率の関係を示している。このように、最大一致長をもとに、サンプルパターン長を短くしていくことでサンプル数が増加していることが確認できる。また、予測ミス率はサンプルパターン長をある程度短くしたところが最も良くなっていることが分かる。

Behavior-based SPM 分岐予測手法と Path-based SPM 分岐予測手法を20本のベンチマークで評価した結果を図6と図7に示す。グラフは縦軸にミス率、横軸に最大一致のパターン長に対する比率をとっている。比率は、0.50から1.00まで0.01刻みで評価している。折れ線グラフは、種類ごとにベンチマークの平均をとったものと、全ての平均をとったものを表示している。

全てのベンチマークの平均では、Behavior-based SPM 分岐予測手法では2.07(比率0.86)、Path-based SPM 分岐予測手法では1.71(比率0.76)の予測ミス率を達成し、無制限の場合と比較していずれも予測精度をあげることができている。最大一致したパター

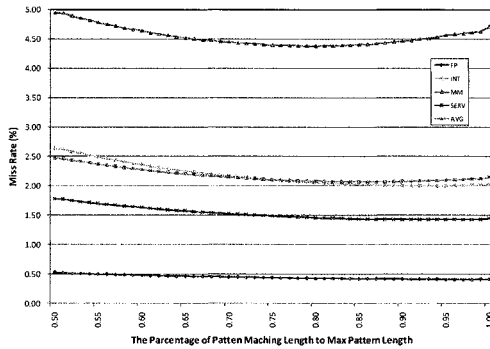


図6 サンプル数を増加させたときの Behavior-based SPM 分岐予測手法の予測精度。

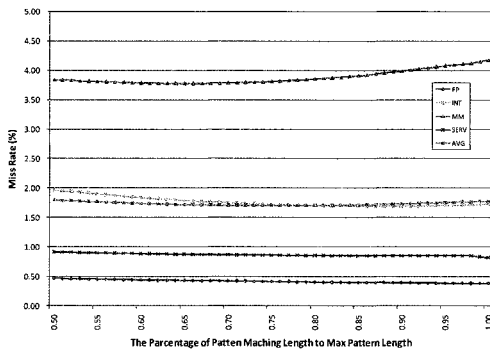


図7 サンプル数を増加させたときの Path-based SPM 分岐予測手法の予測精度。

ン長をもとに、サンプル数を増やすようにサンプルパターン長を制限することが予測精度をあげる結果となった。

特に予測精度の低い MM 系ベンチマークに制限を加えることの有効性があらわれた。

5. まとめ

過去の分岐情報を利用したパターンマッチングによる分岐予測の予測精度の限界を目指した手法の検証と評価を行った。分岐結果履歴のみを用いた Behavior-based SPM 分岐予測手法での平均予測ミス率は最小で 2.08 を達成し、従来手法の gshare に比べて高い分岐精度を示すことができた。さらに、プログラムカウンタの情報を加えた Path-based SPM 分岐予測手法では平均ミス率は最小で 1.71 を達成し、加えない場合に比べて分岐予測ミス率を約 18%減らすという結果が得られた。

プログラムカウンタを加えない場合は最大一致長の 0.86 倍でパターンマッチングを行った場合にミス率が最小となり、加えた場合では 0.76 倍でミス率が最小

となった。

これらの評価結果により、分岐予測精度の向上に分岐経路履歴を用いたパターンマッチング手法の有効性を定量的に示すことができた。

今後の課題としては、固定長制限による評価結果を利用した現実的な分岐予測に基づく Path-based SPM 分岐予測実装の提案や異なる提案手法を組み合わせた精度の高いハイブリット分岐予測手法の提案などが挙げられる。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助(課題番号 17360178「情報理論的予測に基づく計算機システムの投機処理に関する研究」と課題番号 18700042「投機技術を積極的に利用するチップマルチプロセッサに関する研究」)の援助による。

参 考 文 献

- 1) D.A.Jimenez and C.Lin: Dynamic branch prediction with perceptrons, ACM Transactions on Computer System, pp. 369-397 (2002).
- 2) Jacquet, P., Szpankowski, W. and Apostol, I.: A Universal Predictor Based on Pattern Matching, *Colloquium on Mathematics and Computer Science: Algorithms, Trees, Combinatorics and Probabilities* (2000).
- 3) J.E.Smith: A Study of Branch Prediction Strategies, Proc.8th ISCA, pp. 135-148 (1981).
- 4) Lee, C.-C., Chen, I.-C. K. and Mudge, T. N.: The bi-mode branch predictor, *Proceedings of the 30th Annual ACM/IEEE International Symposium on Microarchitecture*, pp. 4-13 (1997).
- 5) S.McFarling: Combining branch predictions, *Technical Report WRL TN-36*, Equipment Corporation (1993).
- 6) Srinivasan, R., Franchtenberg, E., Lubeck, O., Pakin, S., JeanineCook. : Neuro-PPM Branch Prediction, *The Second Journal of Instruction-Level Parallelism Championship Branch Prediction Competition(CBP-2)*, pp.30-35 (2006).
- 7) 吉瀬謙二, 岩田賢一: 分岐予測精度と履歴情報との関係について, 基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, 電子情報通信学会, p. 25 (2005).
- 8) 吉瀬謙二, 片桐孝洋, 本多弘樹, 弓場敏嗣: Bimode-Plus 分岐予測器の提案, 電子情報通信学会技術研究報告, CPSY-2003-10, pp. 25-30 (2003).