

令和 6 年 6 月 21 日現在

機関番号：13601

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21K03589

研究課題名（和文）ATLAS実験で長寿命の新粒子を捕える高効率ミュー粒子トリガーの開発

研究課題名（英文）Development of efficient muon trigger system for long-lived particles in the ATLAS experiment

研究代表者

長谷川 庸司（Hasegawa, Yoji）

信州大学・学術研究院理学系・教授

研究者番号：70324225

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,100,000 円

研究成果の概要（和文）：LHC-ATLAS実験のミュー粒子トリガーシステムは、標準模型を超える新物理の探索に重要な長寿命粒子の崩壊で生成する、衝突点由来でないミュー粒子に対するトリガー効率が低い。このトリガー効率を上げるために、機械学習を用いたトリガーを構築し、性能評価を行った。機械学習モデルにCNNを用い、ATLAS検出器のMCデータを学習させた。学習したCNNモデルをFPGAを搭載したAMD社のアクセラレータに実装し、トリガー効率と実行時間を評価した。現行のトリガーアルゴリズムと同様のトリガー効率が得られたが、実行時間は要求性能を満たさなかった。実装を最適化することにより改善されると予想される。

研究成果の学術的意義や社会的意義

近年発展が著しい機械学習のモデルが、素粒子実験の収集したデータの物理解析に導入され、大きな成果を上げている。一方で、機械学習のモデルをハードウェアのFPGAに実装し、検出器のデータ収集における、トリガーシステムへの導入も進みつつある。特に、多くの次世代のコライダー実験においては、トリガーシステムへの導入が検討されている。本研究はその先鞭をつけるものの一つであり、FPGAに実装した機械学習モデルがトリガーとして動作し、現行のトリガーアルゴリズムと同様の性能を発揮することを確認した。

研究成果の概要（英文）：In the LHC-ATLAS experiment, current muon triggers have low trigger efficiency for muons that do not originate from collision points in the decay of long-lived particles that appear in new physics beyond the Standard Model. In order to improve the trigger efficiency of such muons, which are important in the search for new physics beyond the Standard Model, we constructed a trigger using machine learning and evaluated its performance. We used a CNN as a machine learning model and trained it on MC data of the ATLAS detector. The learned CNN model was quantized and implemented on AMD's Alveo U280 and Versal VCK5000 with FPGA to evaluate trigger efficiency and processing time. The performance was similar to that of current triggering algorithms, but the processing time did not meet the required performance. It is expected that optimization of the implementation will improve this.

研究分野：高エネルギー物理学実験

キーワード：測定器開発 トリガー 機械学習 標準模型を超える物理 FPGA GPU

1. 研究開始当初の背景

欧州合同原子核研究機関(CERN)における大型ハドロン衝突型加速器(Large Hadron Collider; LHC)は世界最高の重心系エネルギー最大 14 TeV で陽子同士を衝突させ、衝突事象を調べることで素粒子の性質や相互作用を解明する。素粒子物理学の標準理論(Standard Model; SM)は素粒子の性質や相互作用の実験結果をよく説明するが、答えを与えない本質的な疑問が多くある。そのため多くの SM を超える新しい物理(Beyond the SM; BSM)の理論が提案されているが、BSM 理論の存在を示唆する実験結果は見つかっていない。BSM 理論の中には、例えば、R パリティを保存しない超対称性理論のように長寿命粒子の新粒子の存在を预言するものがある。その粒子の崩壊事象ではミュー粒子が生成点から大きく離れた場所で生成されうる。LHC における ATLAS 実験で実装されているミュー粒子トリガーシステムは、衝突点近傍から飛来するミュー粒子を前提としているため、長寿命粒子の崩壊で生成されるミュー粒子を含む事象のトリガー効率が著しく低下する。LHC のアップグレードによりによる 2029 年からの高輝度 LHC 実験では統計量は増大するが、それだけでは BSM 理論に現れる新粒子を効率的に捕まえられない。BSM 理論で現れる新物理の発見にはトリガーシステムの改良が必須となる。

近年、素粒子実験の事象再構成から物理解析まで様々な領域において機械学習が利用されるようになり、成果を上げている。機械学習は、Central Processing Unit(CPU)や Graphics Processing Unit(GPU)上で実行させることが一般的だが、最近、Field Programmable Gate Array(FPGA)上で実行する環境が整いつつあり、それが可能になれば、データ収集の過程、特にトリガーシステムに適用することができるようになる。FPGA を利用することにより、高速かつ柔軟なトリガー論理回路を機械学習で構築できるようになると期待されている。

2. 研究の目的

本研究の目的は、現在の ATLAS 検出器のミュー粒子トリガーシステムが長寿命粒子に対し選択効率が低いという弱点に着目し、トリガーを改良することで、長寿命の新粒子が衝突点から離れた位置で崩壊したときに発生するミュー粒子に対する事象選択する性能を向上させることである。最近発展が著しい、FPGA 上で機械学習を実装することで革新的なトリガーシステムを構築することができる。それにより、長寿命粒子を効率的に捕らえる可能性が上がり、BSM の存在を示すことが可能になる。BSM の発見により、素粒子物理学の進展に貢献することができ、特に、素粒子研究の進むべき方向に対し指針を与えることができる。

3. 研究の方法

本研究は ATLAS 検出器[1]におけるモンテカルロシミュレーションデータ(MC データ)と ATLAS 検出器で 2023 年に収集された実データを用い、ATLAS 検出器の座標系で擬ラピディティ $1.0 < \eta < 2.5$ の範囲内に設置されたエンドキャップ部のミュー粒子検出器を用いたトリガーシステムを開発した。

(1) 事象生成

ミュー粒子検出器は、ミュー粒子がトロイド磁場の通過する前と通過した後の位置を測定し、運動量を測定する事ができる。

長寿命粒子の生成事象の選択効率を上げるために、ミュー粒子トリガーロジックの変更が必要である。また、特定の BSM の理論に依存したトリガーシステムとならないように、開発に用いる事象以下の条件で単一のミュー粒子を発生した。

- A) 発生位置：トロイド磁場の内側の位置で一様に発生
- B) 横方向運動量(p_T)：0-100 GeV で一様に発生
- C) 発生方向：ミュー粒子演出器に入射するように発生

比較のために、衝突点由来もミュー粒子の事象も A) の条件を衝突点として発生させた。

(2) 従来のトリガーアルゴリズムの改良

はじめに、従来のトリガーアルゴリズムを改良して、衝突点由来でないミュー粒子に対するトリガーを発行できるようにした。従来のアルゴリズムは、トロイド磁場領域を通過後のトリガー検出器の通過位置とその角度と、通過位置と衝突点を結んだ直線からのずれを測定し、トリガー条件が設定された参照テーブルに適用することでトリガー判定を行っている。改良したアルゴリズムは、トロイド磁場の通過前と通過後のそれぞれの検出器で通過粒子の部分飛跡を再構成し、通過位置とそこでの方向を求め、それらの間の角度差をトリガー条件が設定された参照テ

ブルに適用することでトリガー判定を行った。また、2023 年に収集された実データを用いてトリガー効率を評価した。さらに、トリガーレートを評価し、高輝度 LHC 実験でのトリガーレートを推定した。

(3) 機械学習を用いた新しいトリガーの開発

機械学習を用いたトリガーの開発は PyTorch[2]を用いて行った。使用した機械学習モデルには、FPGA への実装が比較的容易な、畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network; CNN)を用いた。トロイド磁場の外側のミュオン検出器 7 層を通過したミュオン粒子の動径方向の座標を画像化し、図 1 に示すモデルを作成し学習、推論を行った。出力は再構成された p_T と、しきい値 20 GeV とした 2 クラス分類である。作成した CNN モデルの学習を衝突点由来のミュオン粒子事象の MC データに対して、GPU を用いて行った。

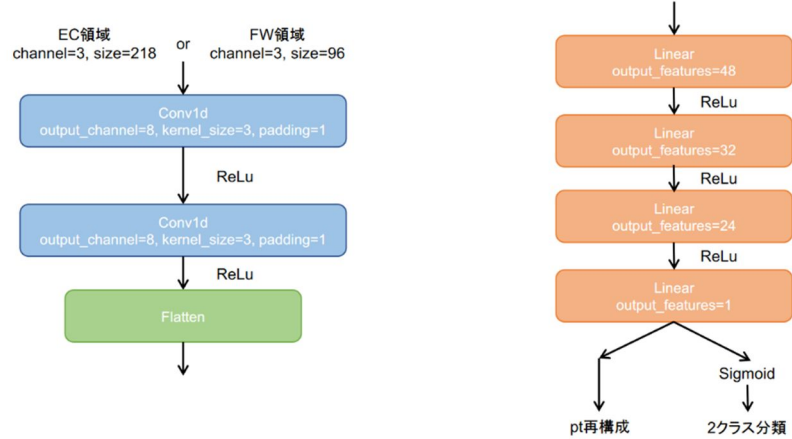


図 1 作成した CNN モデル，FPGA に実装しやすい構造とした。ミュオン粒子検出器の領域を 2 つに分け(Endcap(EC): $1.0 < \eta < 2.0$, Forward(FW): $2.0 < \eta < 2.4$), それぞれ別々に学習、推論を行う。出力は再構成された p_T と、 p_T しきい値(20 GeV)を設定した 2 クラス分布である。

学習が終わった機械学習モデルを、AMD 社製のアクセラレータカードである Alveo U280 と Versal VCK5000[3]に実装した。どちらのカードも、CNN モデルをサポートする Deep learning Processing Unit(DPU)が AMD 社から提供され、利用可能である。それぞれのアクセラレータは複数の DPU の種類があり、衝突点由来のミュオン粒子事象の MC データに対して、それらの実行時間の比較を行った。

4 . 研究成果

(1) 従来のアルゴリズムの拡張

長寿命粒子の崩壊に由来するミュオン粒子のトリガーに感度をもたせるために、従来のアルゴリズムの拡張を行いトリガー効率とトリガーレートを評価した。トロイド磁場の内側と外側のミュオン粒子検出器により通過位置とそこでの角度を用い、それらの角度差に対してしきい値を設定することでトリガーを発行する。

図 2 に、トリガー効率の p_T 依存性 (turn-on 曲線)を示す。従来のアルゴリズム (Run-3 Level-1 trigger)と比較して拡張されたアルゴリズム(New Algorithm)は効率が上がっている。トリガー効率は turn-on 曲線を次式

$$\varepsilon(p_T) = \frac{p_0}{e^{\frac{p_T - p_1}{p_2}} + 1}$$

でフィットし、turn-on 曲線のプラトー領域の効率である p_0 の値で評価した。表 1 に結果の比較を示す。従来のアルゴリズムと比較して、トリガー効率は最大 25 倍に増大した。

高輝度 LHC 実験で予想されるトリガーレートを評価した結果を表 2 に示す。拡張アルゴリズムのトリガーレートは、 p_T しきい値が 20 GeV の場合でも、約 873kHz となり、許容されるレート

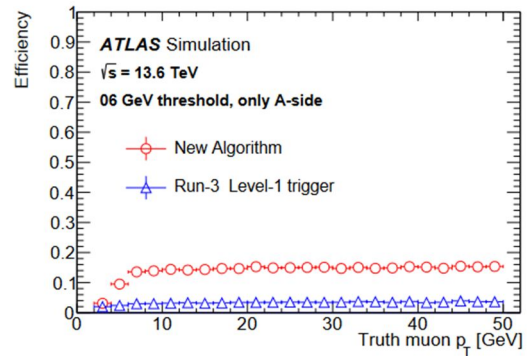


図 2 しきい値を 6 GeV に設定した場合のトリガー効率の p_T 依存性 (turn-on 曲線)。プラトー部分で比較すると、拡張されたアルゴリズム(New Algorithm)は従来のアルゴリズム(Run-3 Level-1 trigger)に比べて約 4 倍のトリガー効率が得られた。

表 1 p_T しきい値ごとのトリガー効率。拡張アルゴリズムでは，特に p_T しきい値の高いトリガーで効率が大きく改善していることが分かる。

p_T しきい値 [GeV]	3	6	10
従来のアルゴリズム [%]	12.71 ± 0.06	3.55 ± 0.04	1.12 ± 0.02
拡張アルゴリズム [%]	16.48 ± 0.06	14.89 ± 0.05	13.08 ± 0.05
p_T しきい値 [GeV]	15	20	
従来のアルゴリズム [%]	0.67 ± 0.02	0.409 ± 0.009	
拡張アルゴリズム [%]	11.74 ± 0.05	10.84 ± 0.06	

の 100kHz 程度と比較して，約 8.7 倍になった。したがって，このアルゴリズムを適用する際にはプリスケールを行う必要がある。

表 2 p_T しきい値ごとのトリガーレート。高輝度 LHC 実験における ATLAS 実験では，100kHz 程度がトリガーレートの上限值となる。

p_T しきい値 [GeV]	3	6	10	15	20
従来のアルゴリズム [kHz]	1191	212	29.4	15.3	9.23
拡張アルゴリズム [kHz]	1866	1375	1245	1027	873

(2) 機械学習を用いたトリガーアルゴリズムの開発

学習は GPU で行い，学習済みのモデルを FPGA に実装して評価を行った。図 3 と図 4 にトリガー効率の p_T 依存性を示す。プラトー領域の効率 (p_0) は，ほぼ 100 % の値が得られている。

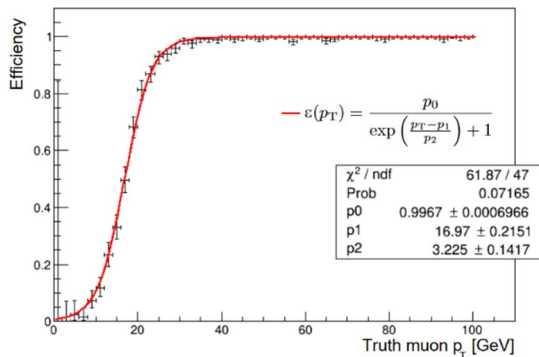


図 3 2 クラス分類を用いたトリガー効率の p_T 依存性。トリガー効率は従来のアルゴリズムと同等の性能が得られている。

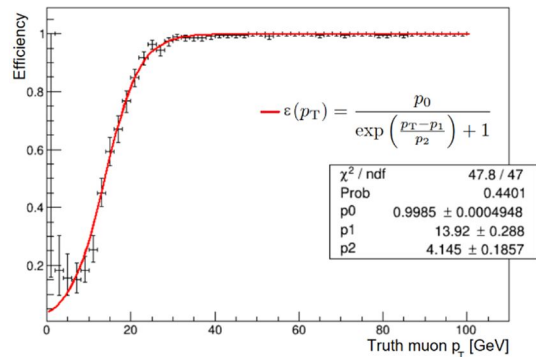


図 4 p_T 再構成を用いたトリガー効率の p_T 依存性。トリガー効率は従来のアルゴリズムと同等の性能が得られている。

図 5 に 2 クラス分類を用いたモデルの 1 イベントあたりの処理時間を示す。FPGA の実装に用いる Vitis AI[4]で用意されている深層学習処理ユニット(Dep learning Processing Unit; DPU)の種類により違いが見られるが，およそ 50-100 μs で処理が行われている。高輝度 LHC 実験では 10 μs までが許されているため，今回の実装では条件を満たすことができなかった。それは，DPU を用いているため，実装の最適化ができなかったためである。

本研究では，BSM の探索のため，長寿命粒子からのミュー粒子に感度のあるトリガーシステムの構築を行った。現行のトリガーアルゴリズムの拡張により，トリガー効率が最大 25 倍上昇したが，トリガーレートは許容値を大きく上回り，この方向では，効率的なトリガーシステムの構築が困難である。トリガーシステムに使用可能な FPGA へ機械学習モデルの実装を試みた。通常の衝突点由来のミュー粒子に対しては，現行とほぼ変わらないトリガー効率を得られた。実行時間は高輝度 LHC 実験で許容される値を満たしていないが，実装方法を最適化することにより，改善の可能性がある。

参考文献

- [1] ATLAS Collaboration, The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider, 687 JINST 3 (2008) S08003
- [2] PyTorch, <https://pytorch.org>
- [3] AMD U280, <https://japan.xilinx.com/products/boards-and-kits/alveo/u280.html>, AMD VCK5000, <https://japan.xilinx.com/products/boards-and-kits/vck5000.html>
- [4] AMD Vitis AI, <https://japan.xilinx.com/products/design-tools/vitis/vitis-ai.html>

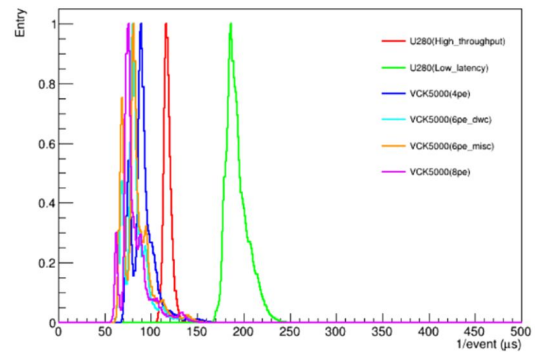


図5 FPGA に実装の違いによるレイテンシー（トリガー発行時間）測定。U280 には 2 種類（High throughput, Low latency）, VCK5000 には 4 種類（4pe, 6pe_dwc, 6pe_misc, 8pe）の DPU が使用できる。縦軸は最大値が 1 になるように事象数をスケールしている。実装に用いた DPU の違いにより、最大で 2 倍ほどの違いが見られるが、およそ 50-100 μ s の時間がかかっている。

5 . 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計0件

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6 . 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究協力者	小林 恵介 (Kobayashi Keisuke)		
研究協力者	田中 亮祐 (Tanaka Ryosuke)		

7 . 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------