

VGC 배틀 로그 데이터의 통계적 분석을 통한 핵심 전략 요인 도출

(Identifying Key Strategic Factors from VGC Battle Log Data: A Statistical Approach)

안수빈*, 김만제**

(Su Bin Ahn, Man-Je Kim)

요약

본 논문은 포켓몬 배틀 시뮬레이션 로그 데이터를 활용하여 타입 상성과 전략적 구성 요소가 게임 결과에 미치는 영향을 분석하였다. 기존 게임 AI 연구는 주로 강화학습 알고리즘의 성능 향상에 집중되어 있어, 실제 게임 내에서 발생하는 전략적 의사결정 과정과 그 결과에 대한 실증적 분석은 상대적으로 부족한 실정이다. 특히 턴제 전략 게임에서 타입 상성, 기술 선택, 파티 구성 등의 요소가 승패에 미치는 구체적인 영향에 대한 정량적 연구가 필요하다. 이에 본 연구는 VGC AI Competition 우승 모델을 통해 생성한 배틀 로그 데이터를 기반으로, 전략적 요인들의 게임 결과에 대한 영향력을 실증적으로 규명하고자 하였다. 연구 방법으로는 동일한 규칙하에서 수행된 대규모 포켓몬 배틀 로그 데이터를 구조화하여 분석을 실시하였다. 구체적으로 타입별 조합에 따른 승률 분석 로지스틱 회귀 분석을 통한 각 전략적 요소의 정량화, 데미지량과 기절률 등의 세부 성과 지표 분석을 순차적으로 수행하였다. 분석 결과, 특정 타입 조합에서 유의미한 우위가 확인되었으며, 방어형 전략과 공격형 전략 간의 성과 차이가 통계적으로 유의미하게 나타났다. 특히 타입 상성을 고려한 전략적 선택이 게임 결과에 결정적 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 이러한 연구 결과는 전략형 게임의 메타 구조를 데이터 기반으로 규명하였다는 점에서 학술적 의의를 가지며, 향후 게임 AI 설계 최적화, 게임 밸런싱 시스템 개발, 그리고 사용자 맞춤형 전략 추천 알고리즘 구축에 실용적으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

■ 중심어 : 게임 로그 ; 시뮬레이션 게임 ; 포켓몬 ; 타입 상성 ; 전략 조합

Abstract

This paper analyzes the impact of type effectiveness and strategic components on game outcomes using Pokémon battle simulation log data. While existing game AI research focuses on improving reinforcement learning algorithms, empirical analysis of strategic decision-making in actual gameplay remains insufficient. This study empirically identifies how type effectiveness, move selection, and party composition influence victory outcomes in turn-based strategy games using battle log data from the VGC AI Competition winning model. We structured large-scale battle logs to perform win rate analysis by type combinations, logistic regression analysis for quantifying independent influence of strategic elements, and performance indicator analysis including damage output and knockout rates. Results confirmed significant advantages in specific type combinations and statistically significant differences between defensive and offensive strategies, with type effectiveness-based choices demonstrating decisive influence on game outcomes. These findings possess academic significance in identifying strategic game meta-structures through data-driven approaches and can be utilized for game AI optimization, balancing system development, and strategic recommendation algorithms.

■ keywords : Game Log ; Simulation Game ; Pokémon ; Type Effectiveness ; Strategic Composition

1. 서론

초기 게임 산업은 일부의 오락거리로 여겨져 왔지만, 인터넷과 모바일 시대를 거치며 전 세대를 아우

* 준회원, 전남대학교 인공지능융합학과, 제1저자

** 정회원, 전남대학교 인공지능학부 교수, 교신저자

본 연구는과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 인공지능융합혁신인재양성사업(IITP-2023-RS-2023-00256629)과 교육부의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(RS-2023-00247900) 그리고 전남대학교 학술연구비(과제번호: 2024-0352-03) 지원에 의한 연구결과로 수행되었음.

접수일자 : 2025년 07월 18일

게재확정일 : 2025년 09월 03일

수정일자 : 1차 2025년 08월 22일, 2차 2025년 09월 01일

교신저자 : 김만제 e-mail : jaykim0104@jnu.ac.kr

르는 파급력 있는 산업으로 성장하였다. 이러한 양적 성장과 함께 게임 내에서 플레이어를 상대하는 게임 인공지능(AI) 또한 빠르게 발전하고 있으며, 이제 게임은 최신 인공지능 기술을 시험하고 경쟁하는 가상의 실험장으로 새롭게 주목받고 있다[1]. 특히 바둑과 같이 정해진 규칙 안에서 복잡한 의사결정을 요구하는 턴제 전략 게임(Turn-based Strategy Games)은 AI 연구의 핵심 분야로 부상하였다.

기존의 게임 AI 연구들은 주로 심층 강화학습(Deep Reinforcement Learning)과 같은 알고리즘의 승률을 높이거나 행동 정책을 최적화하는 데 집중하는 경향을 보여왔다[2]. 이로 인해 AI가 수행하는 게임 전투 로그 데이터 속에 담긴 실제적인 메타 구조나 전략 요소 간의 상호작용에 대한 실증적 분석은 상대적으로 부족한 실정이었다. 이러한 데이터 기반의 게임 분석은 최근 AI 연구에서 플레이어 경험을 이해하고 개선하는 중요한 흐름으로 자리잡고 있다[3]. 특히 포켓몬스터와 같이 타입 상성, 기술 선택, 파티 구성 등 다층적인 변수가 승패에 복합적으로 영향을 미치는 게임 환경에서, 각 전략 요소의 독립적인 기여도를 정량적으로 규명하려는 연구가 필요하다.

따라서 본 연구는 VGC AI Competition 우승 에이전트의 코드를 활용해 직접 대규모 배틀을 실행하여 생성하고 파싱한 배틀 로그 데이터를 기반으로, 타입 상성과 같은 핵심 전략 요소가 게임 결과에 미치는 영향을 통계적으로 분석하고 실증적으로 규명하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 비정형 로그 데이터를 분석 가능한 형태로 구조화하고, 로지스틱 회귀 분석 및 요약 통계 분석을 통해 특정 타입이 승리에 기여하는 효과를 검증하였다.

본 연구는 AI의 승률 자체를 평가하는 기존 연구들과 달리, 우승 AI 알고리즘으로 직접 생성하고 구조화한 전투 로그 데이터를 분석하여 메타 전략의 구조적 특성을 해석했다는 점에서 차별성을 가진다. 특히 로지스틱 회귀 분석을 통해 여러 변수가 혼재된 상황 속에서 특정 전략 요소(타입)의 독립적인

영향력을 정량적으로 측정함으로써, 플레이어의 경험적 지식을 데이터 기반의 객관적 근거로 전환하였다. 이러한 데이터 기반 접근은 AI 전략 모델의 해석 가능성을 높일 뿐 아니라, 향후 게임 밸런싱 시스템이나 사용자 맞춤형 전략 추천 알고리즘을 설계하는 데 실질적인 근거를 제공할 수 있다는 점에서 학술적·실용적 기여를 지닌다.

II. 관련 연구

1. 턴제 전략 게임의 구조적 특성

턴제 전략 게임은 명확한 규칙과 상태 전이, 그리고 반복 가능한 게임 흐름을 바탕으로, 플레이어가 제한된 정보와 자원 안에서 매 턴 전략적 선택을 내리는 구조를 갖는다. 이러한 구조는 각 의사결정이 게임의 결과에 직접적인 영향을 미치며, 게임 전개 과정을 순차적으로 기록하고 분석하기 용이하다는 특징을 지닌다. 특히, 매 턴 이루어지는 선택은 단기적인 이득뿐 아니라 장기적인 전투 흐름을 좌우하게 되므로, 단계적 판단, 리스크 관리, 상대 예측 등 복합적인 전략 능력을 요구한다[4].

이처럼 전략적 의사결정이 핵심이 되는 게임 구조는, 인공지능 또는 인간의 의사결정 패턴을 관찰하고 평가하는 데 적합한 환경을 제공한다. 고전적인 체스나 바둑뿐 아니라 다양한 현대 턴제 게임들이 AI 연구에 활용되는 이유는, 이들이 가진 상태 공간의 유한성, 결과의 명시성, 전략 다양성 때문이다[5]. 이러한 게임 환경에서는 동일한 조건 하 다양한 전략을 실험하고 비교할 수 있어, 특정 전략 요소의 효과성이나 안정성을 정량적으로 검토하는 데 유리하다. 따라서 턴제 전략 게임은 단순한 엔터테인먼트를 넘어, 전략 최적화, 메타 분석, AI의 해석 가능성 검토와 같은 연구에 있어 실험적 기반으로서 중요한 의의를 갖는다[6]. 본 연구에서도 이와 같은 구조적 특성을 활용하여, 실제 포켓몬 VGC 전투 로그를 바탕으로 전략적 의사결정의 경향성과 효과를 분

석하고자 한다.

2. 포켓몬 배틀과 VGC AI Competition

가. 포켓몬 배틀의 전략 구조

포켓몬(Pokémon) 배틀은 3:3 팀 전투로 구성되며, 각 포켓몬은 고유의 타입과 기술을 지닌다. 특정 타입 간에는 상성 관계가 존재하고, 이는 데미지 및 기절 여부에 큰 영향을 미친다. 플레이어는 매 턴마다 기술을 선택해야 하며, 이 선택은 상대 포켓몬의 속성과 상태를 고려한 전략적 판단을 요구한다[7].

포켓몬 배틀은 기술 선택, 타입 상성, 파티 구성 등의 요소가 복합적으로 작용하며 전투 결과에 영향을 미치는 턴제 전략 게임의 대표적 사례이다. 각 포켓몬은 2~4개의 무브타입을 가지며, 타입 간에는 명확한 상성 관계(예: Electric > Flying)가 존재한다. 또한 포켓몬이 사용할 수 있는 기술도 각기 다른 속성과 위력을 가지며, 매 턴의 전략적 선택은 다음 턴의 결과뿐만 아니라 전체 게임의 흐름에도 영향을 미친다[8]. 이러한 다층적인 전략 요소 때문에 포켓몬 배틀은 단순한 오락을 넘어, 의사결정 모델링 및 AI 연구에 적합한 실험 환경으로 간주된다.

나. VGC AI Competition

VGC AI Competition은 2023년부터 IEEE Conference on Games (IEEE CoG)의 공식 트랙으로 채택된 국제 AI 대회로, IEEE 산하의 Computational Intelligence Society (IEEE CIS)가 후원한다. 본 대회의 목적은 포켓몬 배틀의 복잡한 전략 구조를 기반으로 한 시뮬레이션 환경에서 인공지능 에이전트의 성능을 정량적으로 평가하는 것이다. 참가자는 주어진 조건 하에서 전략 최적화를 통해 높은 승률을 달성하도록 AI를 설계한다[9][10].

대회는 참가자가 동일한 팀 구성으로 전술적 판

단을 겨루는 'Battle Track'과 메타 게임을 고려하여 직접 팀을 구성하는 'Championship Track' 등으로 구성된다. 이를 통해 단순 전략 수립부터 파티 설계, 메타 대응 능력까지 다양한 수준의 의사결정 능력을 실험할 수 있도록 지원한다. 모든 경기는 공식 VGC 규칙에 기반한 3:3 배틀 형식으로 진행되며, 공정한 실험 환경을 보장하기 위해 동일 파티 간 교차 매칭 및 반복 전투 구조를 채택하고 있다.

본 연구는 이 중 Battle Track에서 사용되는 코드 기반 시뮬레이션을 통해 생성된 전투 로그 데이터를 분석 대상으로 삼았다. 이 로그는 매 턴의 기술 선택, 데미지 수치, 상태 변화, 타입 정보 등 전략적 의사결정과 관련된 모든 주요 지표를 정형화된 형태로 포함한다. 따라서 VGC AI Competition 환경은 AI의 전략 선택 경향과 전투 양상을 정량적으로 분석하고, 알고리즘 성능 비교 및 메타 구성 효과를 검증하는 데 매우 유용한 데이터 기반 실험 플랫폼으로 기능한다.

III. 연구 방법

1. 데이터 수집 및 구조화

가. 데이터 출처 및 구조

실험에 사용된 데이터는 VGC AI Competition의 우승 에이전트 모델을 통해 생성된 전투 로그이다. 각 로그는 BATTLE 단위로 구분되며, 한 배틀에는 두 게임이 포함된다. 각 게임은 턴 단위로 구성되어 있으며, 트레이너 간의 기술 사용, 데미지, 기절 여부 등이 기록된다.

나. 파싱 및 구조화

본문에서는 포켓몬 배틀 시뮬레이션 로그 데이터를 정형화하여 분석 가능한 형태로 변환하기 위해 Python 기반의 파서를 개발하였다. 로그는 BATTLE 단위로 구성되며, 각 BATTLE은 두 게임으로 나뉘고 트레이너 간 교차 전투 방식으

로 구성된다.

각 게임에서는 트레이너별 파티 정보와 턴 단위 전투 로그가 구조화되어 저장되며, 기술 사용자, 기술 속성, 피해량, 기절 여부 등 주요 전투 요소가 포함된다. 이 구조화 결과는 JSONL 형식으로 변환되어, 이후 통계 분석에 활용될 수 있는 정형 데이터셋으로 기능한다. 전체 파서 흐름은 그림 1에 요약되어 있다.

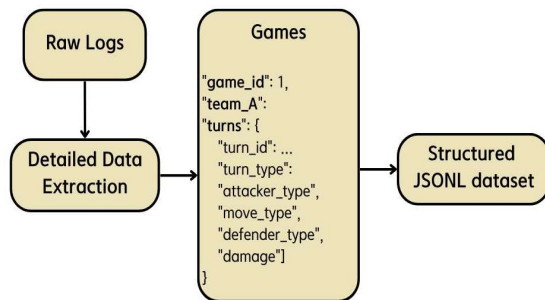


그림 1. 배틀 로그 파서의 처리 구조

특히, DAMAGE 및 FAINTED 이벤트는 직전의 MOVE 이벤트와 연결되도록 처리하여, 공격 기술의 유효성 및 타입 상성 효과가 피해량과 기절 여부로 어떻게 이어지는지를 후속 분석할 수 있도록 설계되었다. 전체 파서 구조는 동일한 조건 하에서 반복 수행된 실험의 안정성을 고려하여, 각 전투의 구성을 명확히 분리하고 추적 가능하도록 구성되어 있다. 이를 통해 다양한 전략 선택의 효과를 정량적으로 비교할 수 있는 데이터셋이 생성되며, 후속 통계 분석 및 시각화에 효과적으로 활용될 수 있다.

2. 데이터 분석 방법

가. 분석 방법

본 연구에서 특정 타입의 전략적 가치를 평가하기 위해 단순 승률 분석과 함께 로지스틱 회귀 분석을 병행한 이유는 다음과 같다. 팀 조합별 승률 분석(표 1 등)은 특정 조합의 전반적인 성능을 직관적으로 보여주는 장점이 있지만, 여러 타입이 함께 존재할 때 개별 타입의 독립적인 영향력을 측정하기는

어렵다. 예를 들어, A타입의 승률이 높은 것이 A타입 자체의 성능 때문인지, 혹은 항상 함께 조합되는 강력한 B타입의 성능 때문인지 구분할 수 없는 문제가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 다른 타입 변수들의 효과를 통계적으로 통제된 상태에서, 특정 타입의 포함 여부가 승리에 미치는 순수한 영향력을 정량적으로 검증하기 위해 로지스틱 회귀 분석을 핵심 연구 방법으로 채택하였다.

나. 분석 절차

포켓몬 타입이 전투 승리에 미치는 영향을 단계적으로 검증하기 위해 다음의 세 가지 분석 절차를 설정하였다. 1단계에서는 전투 로그를 기반으로 승률이 높은 팀 조합을 식별하였고, 2단계에서는 로지스틱 회귀 모델을 통해 각 타입의 포함 여부가 승리에 미치는 독립적인 영향을 통계적으로 분석했다. 마지막 3단계에서는, 전투 피해, 기절 수 등 정량 통계를 통해 특정 타입의 실제 전투 효율을 검토하였다[11].

다. 데이터 처리

분석에서는 전투 로그 구조상 A팀을 기준으로 승패 여부와 타입 포함 여부 간의 관계를 평가했다. 각 BATTLE은 동일한 조건의 파티 구성을 교차 적용한 두 게임으로 구성되어 있으며, 각 게임에서 항상 첫 번째로 등장하는 팀이 A팀으로 고정된다. 따라서 본문에서는 A팀에 포함된 포켓몬들의 타입 정보를 바탕으로 전투 결과(승/패)에 대한 통계 분석을 수행했다. 이와 같은 고정 기준은 반복 가능한 시뮬레이션 환경에서 전략 선택 효과를 일관되게 검토하는 데 적합하다.

이러한 분석 기준에 따라, 본문에서는 VGC AI Competition의 우승 에이전트 모델을 통해 생성된 전투 로그 데이터를 기반으로 분석을 수행하였다. 해당 로그는 동일한 조건의 팀 조합이 교

차 적용된 두 게임으로 구성된 BATTLE 단위로 기록되며, 각 게임은 턴 기반 전투 구조를 따른다. 데이터 구조화는 Python 기반의 전용 파서(parser.py)를 통해 이루어졌으며, 각 BATTLE에는 고유 식별자(battle_id)를 부여하였다. 각 게임에는 team_A, team_B, 그리고 turns 정보가 포함되며, 각 턴에는 기술 사용자, 사용 기술의 타입(move_type), 공격/방어 포켓몬의 타입, 피해량(damage), 기절 여부(fainted) 등의 전투 정보가 기록된다.

IV. 분석결과

1. 승리에 영향을 주는 타입 요인 도출

가. 조합 기반 승률 분석

포켓몬 타입이 팀 승리에 어떤 영향을 미칠 수 있을지 파악하기 위해, 먼저 전투 로그를 기반으로 포켓몬 타입 조합과 게임 결과 간의 관계를 탐색하였다. 특히 어떤 타입 조합이 높은 승률을 기록하는지를 확인함으로써, 특정 타입이 반복적으로 승리에 기여하고 있는지를 알아보고자 했다. 그 결과, 승률 상위 5개 조합 모두가 STEEL 타입을 포함하고 있는 것으로 나타났다(표 1 참조). 가장 높은 승률을 기록한 조합은 FLYING, STEEL, WATER로, 총 860게임 중 544승을 거두며 63.3%의 승률을 기록하였다.

이외에도 GROUND, STEEL, STEEL, FAIRY, STEEL, WATER 등의 조합이 모두 60% 이상의 안정적인 승률을 보였으며, STEEL 중심의 조합 구성이 전반적으로 높은 성과를 내고 있었다. 이러한 결과는 단순히 STEEL 타입이 빈번하게 선택되었기 때문이라기보다는, 공격·방어·기절 유도 등 팀 내 역할 분담과의 조합 속에서 전략적으로 의미 있는 선택이었다는 가능성을 시사한다. 이처럼 STEEL 타입이 반복적으로 강한 성과를 보인다는 점은, 이후 단계에서

정량적 회귀 모델을 통해 전략적 기여도를 검증할 필요성을 제기한다.

표 1. 팀 구성별 전체 승률 상위 5개 조합

팀 조합	게임 수	승 수	승률 (%)
FLYING, STEEL, WATER	860	544	63.3
GROUND, STEEL, STEEL	508	315	62.0
FAIRY, STEEL, WATER	880	542	61.6
FLYING, STEEL, STEEL	478	292	61.1
FAIRY, STEEL, STEEL	448	273	60.9

나. 로지스틱 회귀 분석(Logistic Regression)

본문에서는 A팀의 포켓몬 파티에 포함된 타입이 승리에 미치는 영향을 정량적으로 검토하기 위해 로지스틱 회귀 분석을 수행하였다. 분석 목적은 A팀에 특정 타입이 하나라도 포함되었을 때, 해당 타입이 전투 결과(승리/패배)에 어떤 영향을 미치는지를 파악하는 것이며, 이를 위해 각 타입의 포함 여부를 이진 변수(1: 포함, 0: 미포함)로 변환하였다. 먼저 전체 18개 타입을 기준으로 A팀 승리와 관계의 탐색하였고, 이 중 승리에 정(+)적인 영향을 보인 상위 5개 타입(STEEL, WATER, GHOST, FIRE, FAIRY)을 선별하여 집중 회귀 분석을 수행하였다(그림 2 참조).

본 회귀 모델은 해당 5개 타입이 각각 A팀에 포함된 경우와 그렇지 않은 경우의 전투 결과 차이를 비교할 수 있도록 구성되었다. STEEL 타입의 회귀 계수는 0.298로 도출되었으며, 이는 오즈비 기준 약 1.35배에 해당한다. 이는 A팀에 STEEL 타입이 포함될 경우, 포함되지 않은 경우에 비해 전투 승리 확률이 약 35% 상승할 가능성이 있다는 의미로, 분석된 모든 타입 중 가장 높은 전략적 기여도를 나타낸 것으로 해석할 수 있다. WATER, GHOST, FIRE, FAIRY 타입

역시 모두 양(+)의 회귀 계수를 보였으며, 일정 수준 이상의 승률 기여를 나타냈다. 해당 회귀 계수들은 단순한 사용 빈도를 넘어, 특정 타입들이 실제 전투 성과에 유의미한 영향을 미치고 있음을 정량적으로 뒷받침하는 결과이다[12].

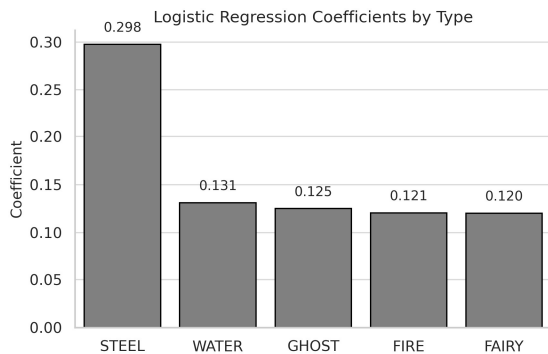


그림 2. 로지스틱 회귀 분석을 통한 승리에 대한 타입별 계수

2. 요약 통계 기반 해석

로지스틱 회귀 분석 결과를 바탕으로, 본문에서는 특정 타입의 전략적 기여도를 실제 전투 로그 기반의 요약 통계 분석을 통해 정성적·정량적으로 보완하고자 하였다. 특히 방어 성능, 전투 지속성, 기술 효율성 등을 중심으로, STEEL 타입이 메타 전략 내에서 어떻게 기능하고 있는지를 분석하였다.

가. 방어 타입별 전투 지속성 분석

전투 기록 전체에서 방어 타입별 평균 피해량과 평균 기절률을 비교한 결과, ICE(106.27 / 0.536), ROCK(103.84 / 0.517), FLYING(102.15 / 0.504) 타입은 상대적으로 높은 피해를 입고 기절 확률 또한 높은 경향을 보였다. 이들은 공격에 취약한 방어 타입으로 분류될 수 있다. 특히 ICE 타입은 총 180,155회의 출전 중 평균 피해량 106.27, 평균 기절률 0.536, 기절 수 96,550건으로 가장 취약한 수치를 기록하였다.

반면, STEEL 타입은 총 220,067회 출전하여 평균 피해량 81.73, 평균 기절률 0.390, 기절 수 85,799건으로 전 타입 중 가장 낮은 수치를 보였다. 이는 전투 지속력과 방어적 안정성 면에서 가장 우수한 성능을 보였다는 것을 의미한다(표 2 참조). 이러한 결과는 STEEL 타입이 단순히 빈번히 선택된 구성 요소가 아니라, 실제 생존 기반 전략의 중심축으로 기능하고 있음을 보여주는 정량적 근거로 해석할 수 있다.

표 2. 방어 타입별 총 피해량 및 기절 수

방어 타입	출전수	평균 피해량	평균기절율 (기절수)
STEEL	220,067	81.73	0.39(85,799)
WATER	199,095	93.1	0.459(91,391)
FIRE	199,627	93.5	0.46(91,859)
POISON	208,800	91.65	0.461(96,195)
ELECTRIC	201,174	94.22	0.47(94,550)
DRAGON	197,092	95.91	0.477(94,101)
FAIRY	187,692	98.81	0.488(91,605)
GHOST	184,501	94.63	0.499(92,059)
BUG	196,275	98.31	0.499(98,029)
DARK	187,357	100.46	0.501(93,859)
FIGHT	191,054	98.77	0.504(96,216)
FLYING	182,312	102.15	0.504(91,888)
PSYCHIC	188,208	100.95	0.508(95,616)
GROUND	181,809	101.68	0.51(92,722)
GRASS	189,982	100.96	0.513(97,455)
ROCK	179,508	103.84	0.517(92,808)
NORMAL	187,891	98.4	0.519(97,575)
ICE	180,155	106.27	0.536(96,550)

나. STEEL 타입의 전략적 특성

(1) 팀 조합 및 선봉 출전에서의 우위

분석 결과, STEEL 타입은 전략 구성에서 높은 승률과 안정된 성능을 지속적으로 보였다. 상위 5개 팀 조합 중 모두 STEEL 타입이 포함되어 있으며, 특히 FLYING - STEEL - WATER 조합은 총 860게임 중 544승으로 63.3%의 승률을 기록하였다.

또한, STEEL 타입은 선봉 포켓몬으로도 자주 선택되었으며, 총 51,832회의 선봉 출전 중

57.3%의 승률을 기록하여 초반 전투 주도권 확보에 유리한 특성을 보였다. 하지만 이와 같은 승률 우세가 STEEL 타입 자체의 특성 때문인지, 혹은 해당 조합 내 다른 요소(예: 기술 분포, 상성 회피 등)의 영향을 받은 것인지에 대한 명확한 분리는 이루어지지 않았다.

(2) 독립적 영향력 및 방어적 장점

후속 분석에서는 STEEL 타입이 포함된 조합과 그렇지 않은 조합 간의 평균 승률 차이를 비교하였다. 그 결과, STEEL이 포함된 팀은 평균 55%의 승률, STEEL이 없는 조합은 평균 49%로 약 6%p의 유의미한 차이를 보였다. 이는 STEEL 타입의 유무가 전투 성과에 실질적이고 독립적인 영향을 미쳤을 가능성을 통계적으로 시사하는 결과이다[13]. 또한, STEEL은 방어 타입 중 평균 피해량이 가장 낮은 타입으로, 전투 지속력 확보 측면에서도 명확한 전략적 장점을 보였다. 이러한 특성은 STEEL 타입이 단순히 공격력이 높은 포켓몬이 아니라, 공수 균형이 우수한 메타 구성원임을 뒷받침한다.

다. 주요 공격 기술의 효율성 비교

한편, 방어적 지속성과는 별개로 전투 내 기술의 피해량과 기절률 또한 팀 승률에 영향을 줄 수 있는 핵심 요인이다. 이에 각 기술 타입별 평균 피해량과 기절률을 산출하여 공격 효율성을 정량적으로 비교하였다. 분석 결과, GROUND 타입 기술은 평균 피해량 106.68, 기절률 0.547로 가장 높은 공격 효율을 기록하였으며, ROCK 및 DRAGON 기술 또한 높은 피해량과 기절률을 보여 고효율 공격 기술로 분류되었다.

이는 방어적 안정성이 높은 STEEL 타입이 전략의 중심에 있다면, 이와 상호 보완적으로 공격 효율성이 높은 기술 타입들이 함께 조합되어야 효과적인 전략을 구성할 수 있음을 시사한다. 즉, 전투 전략은 단일 타입 중심의 선택이 아니라,

공수 균형을 고려한 다층적 설계가 필요함을 보여준다[2].

3. 메타 전략적 시사점

본문에서 수행된 통계 분석 결과는 포켓몬 타입의 전략적 활용 가능성과 메타 구성에 대한 유의미한 시사점을 제공한다. 로지스틱 회귀 분석을 통해 STEEL, WATER, GHOST, FIRE, FAIRY 타입은 팀의 승리에 정(+)적인 영향을 미치는 요소로 나타났으며, 특히 STEEL 타입은 회귀 계수, 파티 승률, 선봉 기여도, 평균 피해 회피량 등 모든 분석 단계에서 가장 일관되고 강한 전략적 우위를 보였다. 공격 기술 측면에서는 GROUND, DRAGON, ROCK 타입이 높은 피해량과 기절률을 기록하여, 방어적으로 안정적인 STEEL 타입과의 조합을 통해 강력한 시너지를 형성할 수 있음을 시사한다.

이러한 STEEL 타입의 일관된 우위는 현재 메타 내 특정 타입의 강세가 게임의 전반적인 밸런스에 영향을 줄 수 있음을 의미한다. STEEL 타입이 포함된 조합과 그렇지 않은 조합 간의 승률 차이는 통계적으로 유의할 뿐만 아니라, 실제 플레이어의 전략 다양성과 선택의 폭을 제한할 가능성이 존재한다. 따라서 본문에서 확인된 특정 타입 중심의 메타 구조는 단순한 플레이어의 선택 경향을 넘어 시스템 차원의 편향으로 이어질 수 있으며, 이는 향후 게임 디자인 및 운영 측면에서 타입 간 상성, 기술 효과 등 실질적인 밸런스 개입의 필요성을 제기한다.

본 연구 결과는 학술적 및 실용적 측면에서도 중요한 기여를 한다. 첫째, 플레이어 커뮤니티에서 경험적으로만 논의되던 메타 구조를 객관적인 데이터와 통계 모델로 실증적으로 증명했다는 점에서 학술적 의의를 가진다. 둘째, 본 연구에서 제시한 ‘로그 데이터 생성 → 파싱 및 구조화 → 통계 모델링을 통한 요인 분석’의 과정은 다른 턴제 전략 게임의 밸런스를 검증

하는 재현 가능한 방법을 제시한다. 마지막으로, 특정 전략의 유효성을 수치로 증명함으로써 게임 개발자에게는 데이터 기반의 밸런스 조정에 대한 객관적 근거를, AI 연구자에게는 더 정교한 에이전트를 설계할 기초 자료를 제공할 수 있다.

V. 결 론

본 연구는 포켓몬 VGC 배틀 로그 데이터의 통계적 분석을 통해 승리에 영향을 미치는 핵심 전략 요인을 규명하고자 하였다. 우승 AI의 코드를 이용해 직접 생성하고 구조화한 대규모 로그 데이터를 다각적으로 분석한 결과, 특정 타입 조합의 유의미한 우위가 확인되었으며, 특히 STEEL 타입은 타 변수를 통제된 상태에서도 승리에 가장 큰 영향을 미치는 핵심 전략 변수임을 통계적으로 입증하였다.

본 연구는 플레이어의 경험적 지식을 데이터로 실증하고, 복잡한 전략 게임의 메타 분석을 위한 재현 가능한 분석 프레임워크를 제시했다는 학술적 의의를 가진다. 또한, 분석 결과는 게임 밸런스 조정 및 지능형 AI 에이전트 설계에 직접 활용될 수 있는 객관적 근거를 제공한다는 점에서 실용적 가치를 지닌다.

결론적으로 본 연구는 데이터 기반 접근법이 어떻게 게임의 전략적 구조를 해석하고 시스템의 불균형 문제를 정량적으로 포착할 수 있는지 보여주는 사례를 제시했다. 향후 이러한 분석 방법론은 다양한 게임 환경의 공정성을 확보하고 지능형 에이전트를 개발하는 데 폭넓게 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

[1] C. Hu, Y. Zhao, Z. Wang, H. Du, and J. Liu, "Games for Artificial Intelligence Research: A Review and Perspectives," *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 12, pp. 5949 - 5968, Dec. 2024.

[2] T. Kimura and I. Kokolo, "High-Performance Algorithms Using Deep Learning in Turn-Based

Strategy Games," *Proc. 12th Int. Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, pp. 234 - 243, Feb. 2020.

[3] J. Pfau and M. Seif El-Nasr, "On Video Game Balancing: Joining Player- and Data-Driven Analytics," *arXiv preprint arXiv:2308.07576*, Aug. 2023.

[4] D. Perez-Liebana, Y.-J. Hsu, S. Emmanouilidis, B. Dewan, A. Khaleque, and R. D. Gaina, "Tribes: A New Turn-Based Strategy Game for AI Research," *Proc. AAAI Conf. on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE)*, vol. 16, no. 1, pp. 271 - 277, 2020.

[5] A. Dockhorn, J. Hurtado-Gruesso, D. Jeurissen, L. Xu, and D. Perez-Liebana, "Game State and Action Abstracting Monte Carlo Tree Search for General Strategy Game-Playing," *Proc. IEEE Conf. on Games (CoG)*, pp. 1 - 8, Aug. 2021.

[6] G. N. Yannakakis and J. Togelius, *Artificial Intelligence and Games*, Springer, 2018.

[7] DracoStriker, "Pokémon VGC AI Engine," *GitLab*, <https://gitlab.com/DracoStriker/pokemon-vgc-engine>. (accessed Jul., 17, 2025).

[8] S. Reis, R. Novais, L. P. Reis, and N. Lau, "An Adversarial Approach for Automated Pokémon Team Building and Metagame Balance," *IEEE Transactions on Games*, vol. 16, no. 2, pp. 365 - 375, Jun. 2024.

[9] S. Reis, L. P. Reis, and N. Lau, "VGC AI Competition - A New Model of Meta-Game Balance AI Competition," *Proc. IEEE Conference on Games (CoG)*, Copenhagen, Denmark, Aug. 2021.

[10] VGC AI Competition, "VGC AI Competition 2025," *IEEE CoG 2025*, <https://cog2025.inesc-id.pt/vgc-ai-competition/>. (accessed Jul., 17, 2025).

[11] J. Wang and X. Wu, "Winning at Pokémon Random Battles Using Reinforcement Learning," *M.S. thesis, Dept. Electrical Eng. and Computer Science, MIT*, Cambridge, MA, USA, May 2024.

[12] W. Kavanagh and A. Miller, "Gameplay Analysis of Multiplayer Games with Verified Action-Costs," *Computer Games Journal*, vol. 10, no. 1, pp. 89 - 110, 2021.

[13] V. Volz, G. Rudolph, and B. Naujoks, "Demonstrating the Feasibility of Automatic Game Balancing," *Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)*, pp. 269 - 276, Jul. 2016.

저 자 소 개



안수빈(준회원)

2025년 전남대학교 인공지능 학부 졸업.

2025년~현재 전남대학교 인공지능융합학과 석사과정.

<주관심분야: 강화학습, 자연어처리, 게임>



김만제(정회원)

2017년 세종대학교 컴퓨터공학 학사 졸업.

2019년 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학 석사 졸업.

2023년 광주과학기술원 AI대학원 박사 졸업.

2023년~ 현재 전남대학교 인공지능학부 조교수

<주관심분야 : 강화학습, 최적화, 인공지능, 게임>