

IDŹ DO

PRZYKŁADOWY ROZDZIAŁ



SPIS TREŚCI

KATALOG KSIĄŻEK

KATALOG ONLINE

ZAMÓW DRUKOWANY KATALOG

TWÓJ KOSZYK

DODAJ DO KOSZYKA

CENNIK I INFORMACJE

ZAMÓW INFORMACJE
O NOWOŚCIACH

ZAMÓW CENNIK

CZYTELNIA

FRAGMENTY KSIĄŻEK ONLINE

Perełki programowania gier. Vademecum profesjonalisty. Tom 6

Autor: Mike Dickheiser

Tłumaczenie: Andrzej Grażyński (wstęp, części I-III,
VI-VII); Mikołaj Szczepaniak (części IV-V)

ISBN: 978-83-246-1087-7

Tytuł oryginału: [Game Programming](#)

[Gems 6 \(Book & CD-ROM\)](#)

Format: B5, stron: około 700

oprawa twarda

Zawiera CD-ROM



Wyczerpujący przegląd nowoczesnych technik tworzenia gier komputerowych

- Zaawansowane algorytmy sztucznej inteligencji
- Realistyczne odwzorowywanie zjawisk fizycznych, efektów dźwiękowych i oświetlenia
- Języki skryptowe i sterowanie danymi
- Techniki zabezpieczania gier w wersji beta

Przemysł gier komputerowych jest jedną z najszybciej rozwijających się branż informatyki. Gry, które jeszcze niedawno zapierały dech w piersiach, dziś wydają się proste i mało realistyczne. Współczesne symulatory i „strzelanki” to arcydzieła, których produkcja angażuje środki porównywalne z budżetami hollywoodzkich superprodukcji. Rosnące w ogromnym tempie możliwości komputerów i konsoli wpływają jednak nie tylko na jakość gier, ale także na proces ich tworzenia i wykorzystywane podczas niego narzędzia. Programiści tworzący gry implementują zaawansowane algorytmy sztucznej inteligencji, wykorzystują niezwykle możliwości układów wyświetlających grafikę i skomplikowany aparat matematyczny.

Książka „Perełki programowania gier. Vademecum profesjonalisty. Tom 6” to doskonałe kompendium wiedzy dla wszystkich, którzy tworzą gry komputerowe lub zamierzają to zrobić. W każdym rozdziale, napisanym przez cenionego eksperta z tej branży, znajdziesz niezbędne informacje dotyczące różnych aspektów pisania gier. Przeczytasz o sztucznej inteligencji, symulacji zjawisk fizycznych oraz odwzorowywaniu oświetlenia i dźwięków. Poznasz nowoczesne techniki programowania współbieżnego, optymalizacji kodu pod kątem maszyn wieloprocessorowych, stosowania języków skryptowych i wykorzystywania możliwości procesorów graficznych.

- Programowanie pod kątem procesorów wielordzeniowych
- Siatkowa reprezentacja obiektów gry
- Testowanie pojedynczych modułów gry
- Optymalizacja korzystania z zasobów
- Rachunek wektorowy i macierzowy
- Symulacja zachowania cieczy
- Tworzenie algorytmów sztucznej inteligencji
- Korzystanie z reguł logiki rozmytej
- Programowanie skryptowe w językach Lua i Python
- Optymalizacja wyświetlania obiektów gry
- Wykorzystywanie możliwości procesorów graficznych
- Generowanie efektów dźwiękowych w czasie rzeczywistym
- Tworzenie gier sieciowych

Przeczytaj i stwórz grę, w którą zagrają miliony graczy

Wydawnictwo Helion
ul. Kościuszki 1c
44-100 Gliwice
tel. 032 230 98 63
e-mail: helion@helion.pl



Spis treści

	Przedmowa	13
	Wstęp	17
	O obrazku z okładki	23
	Biografie autorów	25
	Część I Programowanie w ogólności	43
	Wprowadzenie	45
Rozdział 1.1	Algorytmy nieblokujące	47
	„Porównaj i zamień” oraz inne prymitywy uniwersalne	48
	Parametryzowany stos nieblokujący	50
	Parametryzowana kolejka nieblokująca	54
	Nieblokująca parametryzowana lista wolnych bloków pamięci	57
	Konkluzja	58
	Literatura cytowana	59
	Zasoby	60
Rozdział 1.2	Wykorzystanie możliwości procesorów wielordzeniowych przy użyciu OpenMP	61
	Przykład: system cząstek	62
	Korzyści	62
	Wydajność	63
	Przykład: wykrywanie kolizji	64
	Zespoły wątkowe	65
	Zrównoległanie wykonywania funkcji	65
	Tak, ale...	67
	Konkluzja	68
	Literatura cytowana	68
	Zasoby	68
Rozdział 1.3	Widzenie komputerowe w grach — programowanie z użyciem biblioteki OpenCV	69
	Komputerowe widzenie w grach	69
	Biblioteka Open Computer Vision	70
	Przykład zastosowania	70
	Co dalej?	79
	Literatura cytowana	79

Rozdział 1.4	Siatkowa rejestracja obiektów gry	81
	Drzewa czwórkowe i ósemkowe	82
	Organizacja obiektów	84
	Konkluzja	88
	Literatura cytowana	88
Rozdział 1.5	Techniki BSP	89
	Czym jest BSP? Dlaczego BSP?	89
	Węzłowe BSP	90
	Renderowanie obiektów w węzłowym wariancie BSP	93
	Bezpodziałowy wariant węzłowego BSP	94
	Liściaste BSP i regiony wypukłe	95
	Generowanie portali między regionami wypukłymi	98
	Generowanie zbiorów PVS	100
	Kompresja wektora widzialności	105
	Obiekty krajobrazu w drzewie BSP	107
	Konkluzja	108
	Literatura cytowana	108
Rozdział 1.6	Dopasowywanie łańcuchów	109
	Wyszukiwanie opierające się na identyfikatorach tekstowych	109
	No to mamy problem...	110
	Kilka znanych rozwiązań	110
	Nasze rozwiązanie	111
	Zastosowanie rozwiązania	116
	Konkluzja	117
	Literatura cytowana	117
Rozdział 1.7	Implementacja testowania modułów na bazie CppUnit	119
	Ogólnie o testowaniu modułów	119
	Ogólnie o pakiecie CppUnit	120
	Uruchamianie klas mocujących	122
	Wykorzystanie pakietu CppUnit do testowania klasy zarządzającej modelami	123
	Testowanie modułowe funkcji prywatnych	129
	Wykorzystywanie CppUnit do testowania niskopoziomowej funkcjonalności	129
	Konkluzja	134
	Literatura cytowana	134
Rozdział 1.8	Fingerprinting jako metoda ochrony wersji pre-release aplikacji ...	135
	Zniechęcanie	135
	Znaki wodne i odciski palców	136
	Wykonywanie znakowania	137
	Bezpieczeństwo gwarantowane przez znakowanie	137
	Strategie znakowania	137
	Atak porównawczy	140
	Konkluzja	140
	Literatura cytowana	141
Rozdział 1.9	Przyspieszanie ładowania zasobów na podstawie statystyki korzystania z nich	143
	Sformułowanie problemu	143
	Optymalizowanie kolejności zasobów	145
	Czynniki wpływające na wynik pomiaru	146
	Potencjalne zagrożenia	147
	Powszechne praktyki optymalizacyjne	147

	Konkluzja	148
	Literatura cytowana	148
Rozdział 1.10	Pozostań w grze:	
	podmiana modyfikowanych zasobów „na gorąco”	149
	Jak to działa?	149
	Anatomia procesu	151
	Uwarunkowania praktyczne	155
	Przykładowy program	156
	Konkluzja	156
	Literatura uzupełniająca	156
	Część II Matematyka i fizyka	157
	Wprowadzenie	159
Rozdział 2.1	Osobliwości arytmetyki zmiennopozycyjnej	161
	Format reprezentacji zmiennopozycyjnej	162
	Projektowanie programów i funkcji	167
	Konkluzja	179
	Literatura cytowana	180
Rozdział 2.2	Obliczenia w przestrzeniach rzutowych	
	z użyciem współrzędnych jednorodnych	181
	Podstawy matematyczne	182
	Obliczenia z użyciem współrzędnych jednorodnych	184
	Przecinanie linii z obiektami	187
	Konkluzja	189
	Dodatek A	190
	Dodatek B	190
	Podziękowania	191
	Literatura cytowana	191
Rozdział 2.3	Zastosowanie iloczynu wektorowego	
	do rozwiązywania układów równań liniowych	193
	Wprowadzenie	193
	Linie proste	196
	Efektywna interpolacja bilinearna	198
	Rozwiązywanie układu równań z trzema niewiadomymi	201
	Konkluzja	203
	Podziękowania	203
	Literatura cytowana i zalecana	203
Rozdział 2.4	Indeksowanie sekwencyjne w programowaniu gier	205
	Terminologia	205
	Sekwencje	206
	Sekwencje dziedzinowe	207
	Sekwencje permutacyjne	210
	Sekwencje kombinacyjne	214
	Konkluzja	217
	Literatura cytowana	218
Rozdział 2.5	Pływalność brył wielościennych	219
	Pływalność	220
	Pole wielokąta	221

	Objętość wielościanu	223
	Częściowe zanurzenie	224
	Dokładność obliczeń	227
	Siły oporu	229
	Kod źródłowy	230
	Konkluzja	230
	Podziękowanie	230
	Literatura cytowana	231
Rozdział 2.6	Cząsteczkowa symulacja w czasie rzeczywistym oddziaływania cieczy z bryłami sztywnymi	233
	Symulacja przepływów cieczy a SPH	233
	Rozszerzenie metody SPH na oddziaływania cieczy z bryłami sztywnymi	238
	Oddziaływanie z obiektami dynamicznymi — krokowa aktualizacja własności cząstek	242
	Szczegóły implementacji	243
	Optymalizacje	247
	Konkluzja	248
	Literatura cytowana	248
	Część III Sztuczna inteligencja	249
	Wprowadzenie	251
Rozdział 3.1	Zastosowanie modelowanego podejścia do implementacji AI na przykładzie Locust AI Engine w QA3	253
	Wprowadzenie	254
	Stan obecny — zbiory reguł deterministycznych	255
	Problemy związane z regułami	257
	Modelowane podejście do implementacji AI	259
	Interfejs	260
	Zalety i korzyści dla projektantów	261
	Locust AI Engine w Quake III Arena	263
	Soar	264
	Konkluzja	265
	Literatura cytowana	265
Rozdział 3.2	Koordinacja działań autonomicznych BN	267
	Możliwe rozwiązania	268
	Struktura BN	269
	Mechanizmy koordynacji	270
	Przykład. Skoordynowane tropienie gracza	277
	Konkluzja	278
	Literatura cytowana	279
Rozdział 3.3	Zastosowanie behawioralnych architektur robotycznych w tworzeniu gier	281
	Architektura subsumpcyjna	282
	Rozszerzone sieci behawioralne	285
	Dyskusja	289
	Konkluzja	289
	Literatura cytowana	290

Rozdział 3.4	Konstruowanie sterowanego celem robota gry Unreal Tournament przy użyciu czujników rozmytych, maszyn skończenie stanowych i rozszerzonych sieci behawioralnych	291
	Projektowanie rozszerzonej sieci behawioralnej	292
	Hierarchiczne czujniki rozmyte	298
	Moduły behawioralne jako maszyny skończenie stanowe	301
	Konkluzja	303
	Literatura cytowana	303
Rozdział 3.5	Robot sterowany celem: projektowanie zachowań i cech osobowości agenta gry przy użyciu rozszerzonych sieci behawioralnych	305
	Rozszerzone sieci behawioralne	306
	Jakość wyboru akcji	311
	Projektowanie cech osobowości	314
	Konkluzja	317
	Literatura zalecana	318
Rozdział 3.6	Modelowanie pamięci krótkotrwałej przy użyciu maszyny wektorów wspierających	319
	Maszyny wektorów wspierających	319
	Modelowanie pamięci krótkotrwałej	325
	Limitowanie obciążenia procesorów	326
	Konkluzja	326
	Literatura cytowana	327
Rozdział 3.7	Zastosowanie modelu oceny kwantytatywnej do analizy konfliktów zbrojnych	329
	Formuła podstawowa	330
	Obliczanie siły ognia	330
	Obliczanie potencjału bojowego	331
	Szacowanie efektywności użycia broni	332
	Teoretyczne przewidywanie wyniku konfliktu	333
	A co z efektywnością wykorzystania broni?	334
	Przykład systemu QJM	334
	Ograniczenia	335
	Konkluzja	335
	Literatura cytowana	336
Rozdział 3.8	Projektowanie wielowarstwowego, przyłączalnego silnika AI ..	337
	Rozwiązania pokrewne	338
	Architektura silnika AI	339
	Klasy i właściwości systemu sterowanego danymi	340
	Priorytetowy zarządca zadań	345
	Wydajność i techniki optymalizacyjne	346
	Narzędzia	348
	Konkluzja	350
	Literatura cytowana	351
Rozdział 3.9	Zarządzanie złożonością scenerii na bazie reguł logiki rozmytej ..	353
	Koncepcja	353
	Regulacja rozmyta	354
	Narzędzia	354
	Projekt systemu	357
	Zastosowanie do gier	358

Założenia	359
Uwagi implementacyjne	360
Testy i ich rezultat	360
Konkluzja	362
Podziękowanie	362
Literatura cytowana	363

Część IV Skrypty i systemy sterowane danymi 365

Wprowadzenie 367

Rozdział 4.1	Przegląd języków skryptowych 371
	Po co w ogóle stosować języki skryptowe? 371
	Wprowadzenie 371
	Sposób kodowania 372
	Integracja z językami C/C++ 377
	Wydajność 384
	Metody wspierania procesów wytwarzania 387
	Konkluzja 390
	Literatura 390
Rozdział 4.2	Wiązanie obiektów C/C++ ze skryptami języka Lua 391
	Funkcje wiążące 392
	Wiązanie właściwych obiektów z wartościami języka Lua 394
	Wiązanie obiektów środowiska nadrzędnego z obiektami języka Lua 397
	Wiązanie właściwych obiektów z tabelami języka Lua 402
	Konkluzja 403
	Literatura 406
Rozdział 4.3	Programowanie zaawansowanych mechanizmów sterujących z wykorzystaniem współprogramów języka Lua 407
	Współprogramy Lua 408
	Filtry 409
	Iteratory 411
	Mechanizmy szeregowania zadań 414
	Wielozadaniowość równoległa 415
	Konkluzja 419
	Literatura 419
Rozdział 4.4	Zarządzanie wykonywaniem skryptów wysokopoziomych w ramach środowisk wielowątkowych 421
	Oprogramowanie komponentowe i interpreter skryptu 422
	Współprogramy i mikrowątki 422
	Menedżer mikrowątków 423
	Osadzanie kodu języka Python 426
	Eksperymenty i wyniki 429
	Konkluzja 431
	Literatura 432
Rozdział 4.5	Udostępnianie właściwości aktorów z wykorzystaniem nieinwazyjnych pośredników 433
	Aktorzy, pośrednicy i właściwości. Mój Boże! 433
	Nieinwazyjna i dynamiczna architektura 435
	Właściwości aktora 436
	Pośrednicy aktorów 440

	Od teorii do praktyki	442
	Konkluzja	443
	Literatura	443
Rozdział 4.6	System komponentowy obiektów gry	445
	Obiekty gry	445
	Komponenty bazowe obiektów gry	447
	Zarządzanie komponentami z poziomu obiektów gry	448
	Komunikacja pomiędzy komponentami	450
	Szablony komponentów gry	451
	Szablony obiektów gry	454
	Tworzenie obiektu gry sterowanego danymi	455
	Konkluzja	455
	Część V Grafika	457
	Wprowadzenie	459
Rozdział 5.1	Synteza realistycznych ruchów nieaktywnych postaci w grze .	461
	Wprowadzenie	462
	Główne składowe animacji ciała ludzkiego	463
	Zmiany postaw	465
	Ciągłe, drobne zmiany postaw	469
	Konkluzja	474
	Literatura	474
Rozdział 5.2	Dzielenie przestrzeni	
	z wykorzystaniem adaptacyjnego drzewa binarnego	477
	Budowa adaptacyjnego drzewa binarnego	477
	Szczegółowa implementacja drzewa ABT	479
	Poszukiwanie odpowiednich płaszczyzn dzielących	483
	Stosowanie drzew ABT dla scen dynamicznych	486
	Wizualizacja drzewa ABT	487
	Konkluzja	489
	Podziękowania	489
	Literatura	489
Rozdział 5.3	Rozszerzony mechanizm eliminowania obiektów z wykorzystaniem	
	(niemal) całkowicie ukierunkowanych ramek ograniczających ...	491
	Przegląd znanych metod	492
	Techniki tradycyjne	493
	Efektywne rozwiązanie dla dwóch wymiarów	494
	Udoskonalenia technik tradycyjnych	496
	Eliminowanie obiektów według ramki ograniczającej	500
	Dalsze usprawnienia	501
	Konkluzja	502
	Literatura	503
Rozdział 5.4	Podział powierzchni z myślą o optymalizacji renderingu	505
	Wprowadzenie	505
	Koncepcje podziału	506
	Heurystyka podziału wag	508
	Heurystyka palety kości	508
	Szczegółowe omówienie heurystyki	511
	Konkluzja	515

Rozdział 5.5	Rendering terenu na poziomie procesora GPU	517
	Prosty algorytm	518
	Poziom szczegółowości	519
	Eliminowanie szczelin	521
	Odrzucanie obiektów spoza ostrosłupa widoczności	523
	Wyznaczanie normalnych	523
	Unikanie kolizji	525
	Problemy implementacyjne	526
	Wyniki	527
	Konkluzja	528
	Literatura	528
Rozdział 5.6	Interaktywna dynamika cieczy i rendering na poziomie GPU ..	529
	Podstawy matematyczne	530
	Implementacja na poziomie GPU	534
	Interakcja z cieczą	540
	Materiały dodatkowe	542
	Konkluzja	542
	Literatura	543
Rozdział 5.7	Szybkie oświetlanie poszczególnych pikseli w środowisku z wieloma źródłami światła	545
	Rozwiązanie polegające na odkładaniu efektów oświetlenia na później	546
	Implementacja odłożonego cieniowania dla najnowszych kart graficznych	547
	Podstawowe techniki optymalizacji składowania danych	549
	Optymalizacja shaderów i ograniczenia sprzętowe	552
	Rozszerzanie efektów przetwarzania końcowego przestrzeni obrazu	555
	Konkluzja	556
	Literatura	556
Rozdział 5.8	Rendering ostrych znaków drogowych	557
	Wyglądanie krawędzi tekstur progowanych	559
	Optymalne tekstury dla techniki progowania	564
	Aplikacja autorska	568
	Konkluzja i perspektywa rozwoju	571
	Literatura	572
Rozdział 5.9	Praktyczny rendering nieba na potrzeby gier komputerowych	573
	Czego chcemy, a co mamy?	573
	Co właściwie powinno się znaleźć na niebie?	575
	Wąskie gardła	576
	Wprowadzenie sześcienną mapy nieba	579
	Skalowanie czasu	580
	Analiza aplikacji demonstracyjnej	581
	Kierunki rozwoju	582
	Konkluzja	583
	Literatura	584
Rozdział 5.10	Rendering rozszerzonego zakresu jasności (HDR) z wykorzystaniem obiektów bufora klatek biblioteki OpenGL ..	585
	Wprowadzenie do obiektów bufora klatek	585
	Konstruowanie obiektów bufora klatek	587
	Rendering rozszerzonego zakresu jasności (HDR) za pomocą obiektów bufora klatek	590
	Konkluzja	592
	Informacje dodatkowe	593
	Literatura dodatkowa	593

Część VI Audio	595
Wprowadzenie	597
Rozdział 6.1	Generowanie dźwięku w czasie rzeczywistym przez deformację siatkową brył sztywnych 599
	Retrospekcja 599
	Ogólne zasady 600
	Podstawy analizy modalnej 601
	Ograniczenia 603
	Od deformacji do dźwięku 604
	Konkluzja 605
	Literatura zalecana 605
	Literatura cytowana 606
Rozdział 6.2	Prosty generator efektów dźwiękowych czasu rzeczywistego . 607
	Silnik akustyki otoczeniowej 607
	Synteza dźwięku 608
	Przykłady ze świata rzeczywistego 610
	Konkluzja 612
	Demo 613
	Literatura cytowana 613
Rozdział 6.3	Miksowanie dźwięku w czasie rzeczywistym 615
	Niby nic, a jednak... 615
	Implementacja łańcucha magistral 617
	Miara głośności — stosunek natężeń albo decybele 619
	Zapobieganie nieefektywności 620
	Inne usprawnienie 620
	Konkluzja 620
	Literatura cytowana 621
Rozdział 6.4	Zbiór potencjalnej słyszalności 623
	PVS — podstawy 623
	PAS — algorytm podstawowy 625
	Bezpośrednie ścieżki dźwiękowe 625
	Rozszerzenie na falę przechodzącą 630
	Rozszerzenie na falę odbitą 631
	Konkluzja 632
	Literatura cytowana 632
Rozdział 6.5	Tani efekt Dopplera 633
	Zjawisko Dopplera 633
	Programowanie efektu Dopplera 636
	Zmienna prędkość 639
	Aliasowanie 640
	Implementacja 641
	Konkluzja 641
	Zasoby 641
Rozdział 6.6	Preparowanie efektów specjalnych 643
	Preparacja 643
	Przykład: radio grające w pokoju 644
	Krzywe stałej głośności 645
	Zaawansowane sterowanie głośnością 646

Pliki wielościżkowe i DirectSound	646
Koszty i korzyści	647
Konkluzja	647
Podziękowania	647

Część VII Sieć i gry wielodostępne 649

Wprowadzenie 651

Rozdział 7.1 Dynamicznie adaptowalne strumieniowanie danych 3D dla animowanych postaci 653

Wprowadzenie	653
Podstawy i zagadnienia pokrewne	654
Przygotowywanie i tworzenie skalowalnych danych 3D	655
Sterowana kontekstem adaptacja wysyłanego strumienia	662
Konkluzja	664
Literatura cytowana	665

Rozdział 7.2 Wysokopoziomowa architektura systemowa dla maszynych gier online 667

Systemy złożone i ich zachowanie wzbogacające	668
Architektura wielowarstwowa	668
Sprzężenie zwrotne w systemach decyzyjnych	680
Konkluzja	681
Literatura cytowana	681

Rozdział 7.3 Generowanie unikalnych identyfikatorów globalnych dla obiektów gier 683

Wymagania dla identyfikatorów GUID	683
Generowanie GUID	685
Sytuacje wyjątkowe i ich obsługa	687
Konkluzja	688
Literatura cytowana	688

Rozdział 7.4 Second Life jako narzędzie prototypowania gier MMOG 689

Wstęp	689
Dlaczego Second Life?	689
Second Life — zaczynamy!	693
Second Life jako narzędzie projektanta	693
Opracowywanie prototypu	695
Tringo — historia sukcesu	698
Konkluzja	698
Literatura cytowana	699

Rozdział 7.5 Niezawodne połączenia TCP peer-to-peer w warunkach translacji NAT 701

Problem	701
Rozwiązania	703
Realizacja	703
Zastosowania	708
Ograniczenia	709
Konkluzja	709
Literatura cytowana	710

Skorowidz 711

Rozdział 3.1

Zastosowanie modelowanego podejścia do implementacji AI na przykładzie Locust AI Engine w QA3

Armand Prieditis, Lookahead Decisions Inc.
prieditis@lookaheaddecisions.com

Mukesh Dalal, Lookahead Decisions Inc.
mukesh@lookaheaddecisions.com

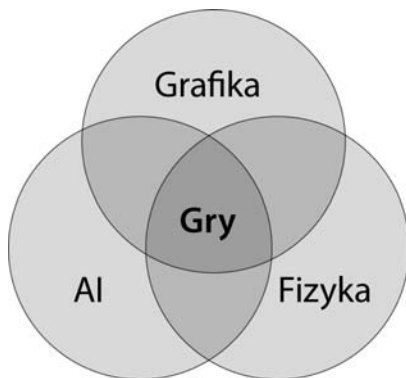
Tworzenie dobrych gier w oparciu o AI jest naprawdę trudną sztuką. Tradycyjna filozofia tej sztuki opera się na regułach (ang. *rules*), które — niestety — są często nieprecyzyjne, a ich definiowanie, implementowanie, debugowanie i modyfikowanie — dość kosztowne. W dodatku często bywa i tak, iż ostateczny rezultat zastosowania owych reguł zdaje się mieć z jakąkolwiek inteligencją niewiele wspólnego. W niniejszym artykule opisujemy alternatywne podejście do sztucznej inteligencji — podejście oparte na modelowaniu realnego świata, w którym rozgrywa się scenariusz, czyli świata akcji, ich efektów i obserwacji. Jest to podejście bardziej niezawodne, elastyczne i skutkujące inteligentniejszym zachowaniem aktorów gry; w charakterze przykładu przedstawimy dotychczasowe rezultaty jego zastosowania w postaci silnika Locust AI Engine na potrzeby gry *Quake III*. Skoncentrujemy się głównie na korzyściach, jakie użytkownik gry zyskuje dzięki sztucznej inteligencji, i z tej perspektywy przedstawimy wizję przyszłych jej zastosowań.

Wprowadzenie

Z rysunku 3.1.1 wynika, że współczesne gry komputerowe osiągają swój realizm, czerpiąc z trzech dziedzin wiedzy: grafiki, fizyki i sztucznej inteligencji. Co prawda, samo pojęcie „realizmu” trudno jednoznacznie zdefiniować w sposób formalny, niemniej jednak intuicyjnie przekłada się ono w pierwszym rzędzie na zaangażowanie, jakie staje się udziałem gracza, i inteligencję przejawianą w zachowaniu tzw. bohaterów niezależnych (BN, z angielskiego *Non-Player Characters* — *NPC*)¹: wygląd i zachowanie obiektów zbliżone jest mocno do rzeczywistości, a działania bohaterów niezależnych wydają się racjonalne. Te właśnie względy są nawet ważniejsze niż kreowanie „niezwycięzonych” przeciwników.

Rysunek 3.1.1.

Gry komputerowe jako kombinacja zastosowań trzech technologii



Bo do tworzenia „niepokonanych” wcale nie jest konieczna sztuczna inteligencja — często wystarcza zwyczajne oszustwo czy nieuczciwość. Nietrudno przecież stworzyć BN, który bezbłędnie, *natychmiast* odnajduje kryjówkę przeciwnika (w którego wciela się gracz); zachowaniem bardziej realistycznym (mimo iż, oczywiście, mniej skutecznym) jest jednak przeszukiwanie terenu, budynku itp. przypominające racjonalne postępowanie. W ten oto sposób interes gracza postawiony zostaje ponad interesem jego przeciwnika; tego właśnie gracze od nas oczekują i to powinno stanowić nasz cel, cel projektantów.

W dwóch cytowanych na rysunku 3.1.1 dziedzinach — grafice komputerowej i obliczeniowych zastosowaniach fizyki — na przestrzeni kilku ostatnich lat poczyniono olbrzymi postęp. Oszałamiające możliwości takich narzędzi jak Maya czy 3D Max są obecnie raczej normą niż wyjątkiem, a pakiety fizyczne w rodzaju Havok ułatwiają programowanie realistycznych scen. Z tego powodu ani grafika, ani realistyczne symulacje zjawisk fizycznych nie są już dziś tymi czynnikami, które decydują o powodzeniu gier w kręgach ich użytkowników. Jeśli natomiast chodzi o sztuczną inteligencję, to daje ona większą okazję do twórczej inwencji i nowatorstwa, bo nie był jej udziałem żywiołowy rozwój, jakiego doświadczyli dwaj jej partnerzy. Pozostająca niejako w ich cieniu nie doczekała się też (na razie) żadnego wsparcia sprzętowego, więc siłą rzeczy związane z nią obliczenia obciążają bezpośrednio procesory centralne (CPU), co stawia przed programistami nowe wyzwania, ale też daje im szerokie pole do popisu. Z drugiej jed-

¹ Patrz http://pl.wikipedia.org/wiki/Bohater_niezale%C5%BCny — przyp. tłum.

nak strony, powierzenie wielu skomplikowanych funkcji koprocesorom graficznym zmniejsza obciążenie CPU, których moc przeznaczyć można tym samym w większym stopniu na potrzeby AI. W niniejszym artykule przedstawimy kilka przykładów wykorzystania tej sposobności.

Stan obecny — zbiory reguł deterministycznych

W większości współczesnych gier pierwiastek sztucznej inteligencji manifestuje się poprzez reguły. Każda reguła jest parą o postaci „sytuacja → akcja” — gdy stwierdzone zostanie wystąpienie (zaistnienie) określonej sytuacji, uruchamia się właściwą dla niej akcję, którą może być pojedynczy ruch obiektu, sekwencja takich ruchów określona przez skrypt czy też zachowanie bardziej złożone, reprezentowane przez klip wideo.

I tak np. widoczność wroga i słaba kondycja gracza to sytuacja nakazująca odwrót tego ostatniego, podobnie jak stwierdzenie wyraźnej przewagi wroga pod względem uzbrojenia. Animacja prezentowana w związku z akcją może być wyświetlana przez ustalony odcinek czasu bądź też do momentu kolejnego „dopasowania” aktualnej sytuacji do jednej z reguł. „Sytuacja” (jako składnik reguły) może mieć niekiedy postać skomplikowanej formuły boole’owskiej — w przedstawionym przykładzie jest to alternatywa niewyłączająca (OR) dwóch okoliczności.

Inną popularną regułą, związaną z poszukiwaniem ścieżek, jest wybór przez BN najkrótszej drogi prowadzącej do określonego celu. Przy braku dynamicznych przeszkód i innych agentów AI reguła ta sprawdza się całkiem dobrze.

Sposoby dopasowywania aktualnej sytuacji do konkretnej reguły mogą być zróżnicowane. Niekiedy proces dopasowywania może być sterowany za pomocą drzewa decyzyjnego, czego przykład przedstawiliśmy na rysunku 3.1.2: węzły drzewa reprezentują wówczas pewne zdefiniowane a priori okoliczności elementarne, zaś każdy z liści — jedną ze zdefiniowanych akcji. Na wspomnianym rysunku wszystko zaczyna się od sprawdzenia, czy BN ma sprawną broń; jeśli tak, sprawdza się, czy znajduje się on dostatecznie blisko przeciwnika. Spełnienie obu tych reguł wyzwala akcję, którą jest atak; jak łatwo zauważyć, atak może być również podjęty w jeszcze jednej sytuacji — BN nie ma broni, ale stwierdza, że przeciwnik, jako niższy wzrostem, jest słabszy fizycznie i można go pokonać w walce wręcz.

Każda ze ścieżek, prowadząca w drzewie decyzyjnym od jego korzenia do jednego z liści, reprezentuje więc pojedynczą regułę „sytuacja → akcja”, przy czym „sytuacja” zdefiniowana jest przez ciąg odwiedzanych po drodze węzłów, zaś „akcja” reprezentowana jest przez liść kończący ścieżkę. Mimo iż drzewo decyzyjne stanowi bardzo oszczędną formę kodowania reguł, to pod względem zawartości informacyjnej jest ono równoważne klasycznemu zbiorowi par „sytuacja → akcja”.

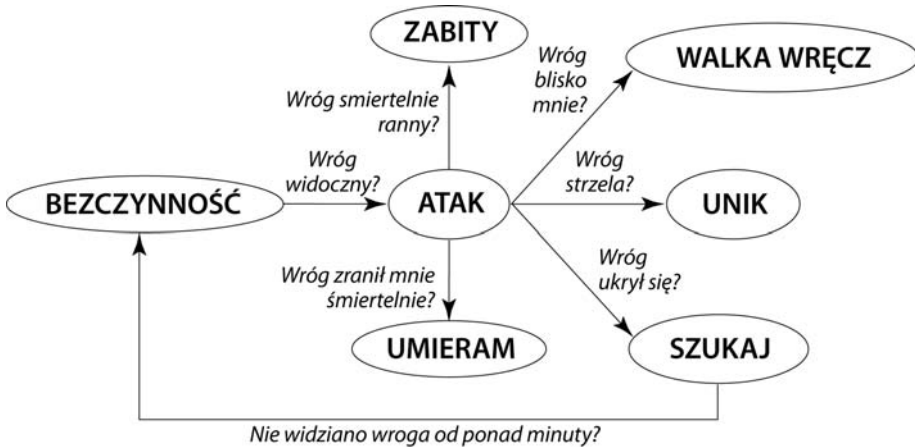
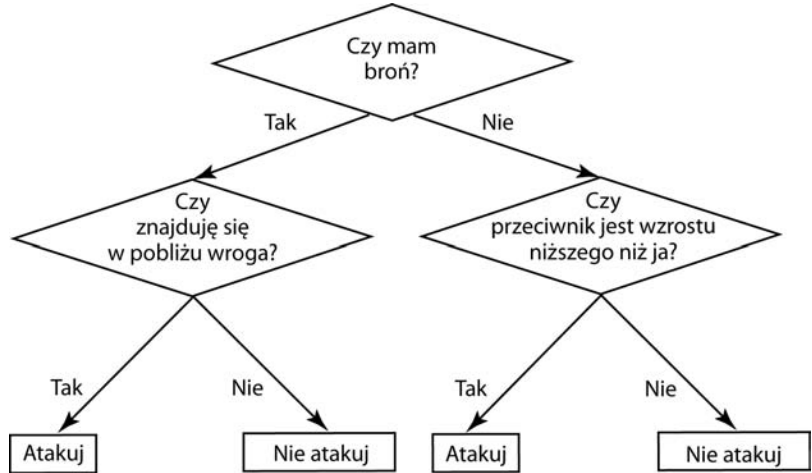
Innym środkiem kodowania reguł są maszyny skończone stanowe (ang. *Finite State Machines* — *FSM*). Maszyna taka składa się ze zbioru (zdefiniowanych a priori) stanów², z których każdy odpowiada określonej akcji oraz (reprezentowanych w formie łuków)

² Z wyróżnionym stanem początkowym — *przyp. tłum.*

przejsć między stanami, odpowiadających testowaniu sytuacji [Rabin02]. W maszynie FSM widocznej na rysunku 3.1.3 stanem początkowym może być BEZCZYNNOŚĆ, odpowiadająca bezczynności BN, aż do momentu ujżenia wroga, kiedy to następuje przejście do stanu ATAK (który reprezentuje akcję, np. w formie wystrzałów z karabinu). Gdy w stanie ATAK BN traci wroga z pola widzenia, następuje przejście do stanu jego poszukiwania (SZUKAJ), czemu odpowiadać może inna stosowna animacja.

Rysunek 3.1.2.

Proste drzewo decyzyjne



Rysunek 3.1.3. Przykładowa maszyna skończenie stanowa

Podobnie jak drzewo decyzyjne, FSM równoważna jest informacyjnie zwykłemu zbiorowi reguł; mimo to jest łatwiejsza w obsłudze od drzewa decyzyjnego, nie wymaga bowiem jawnego manipulowania flagami boole'owskimi czy stanami. Z tego względu maszyny skończenie stanowe wykorzystywane są w wielu komercyjnych grach, m.in. w *Age of Empires*, *Enemy Nations*, *Half-Life*, *Doom* i *Quake*.

Odrębnym zagadnieniem jest kodowanie przechowywanych reguł. Stosując logikę rozmytą, nadajemy regułom postać umożliwiającą ich dopasowywanie za pomocą metod probabilistycznych; z kolei sieci neuronowe zapewniają realizację bardziej złożonych dopasowań — oba te sposoby umożliwiają formułowanie złożonych warunków prościej i łatwiej niż w standardowych zbiorach reguł, stwarzają też możliwość „uczenia się” nowych reguł na podstawie obserwowanych przykładów. Systemy eksperckie łączą natomiast serie reguł z wewnętrznymi interpreterami, wprowadzającymi swoje własne symbole (takie, które nie są związane bezpośrednio z zaistniałymi sytuacjami); mimo iż może to przydać dość dużej elastyczności procesowi dopasowywania reguł, jest obliczeniowo bardziej kosztowne w porównaniu z dwiema wcześniej opisywanymi metodami i dlatego systemy eksperckie rzadko używane są podczas tworzenia gier. Zwróćmy uwagę, że system ekspercki równoważny jest standardowemu zbiorowi reguł w tym sensie, że najsłabsze warunki uzasadniające stosowalność reguły mogą być utożsamiane z „sytuacją”, a wykonywane przez ten system działanie — z „akcją”.

Reasumując, reguły mogą występować w wielu formach, o różnym stopniu elastyczności i czytelności, zawsze jednak będą one równoważne zbiorowi par „sytuacja → akcja”.

Problemy związane z regułami

Mimo iż reguły mogą wydawać się w pierwszej chwili atrakcyjnym mechanizmem implementacji sztucznej inteligencji w tworzonych grach, wiąże się z nimi kilka problemów. Oto najważniejsze z nich.

Reguły często prowadzą do nieinteligentnych zachowań. Trudno za ich pomocą ogarnąć długofalowe rozgałęzienie akcji: po wykonaniu specyficznych działań przez kilku BN może się okazać, że pierwotnie wykonane działania nie były dobrym pomysłem. Przykładowo, gdy wszyscy BN zdążają najkrótszą ścieżką do tego samego celu, łatwo może na tej ścieżce powstać tłok.

Reguły okazują się kosztowne w implementowaniu i realizacji. Projektant definiujący reguły musi wykazywać się obszerną wiedzą, by jego praca dała zadowalające wyniki.

Zachowanie oparte na regułach uwarunkowane jest starannością projektantów. W zachowaniu postaci nie zaobserwujemy żadnego inteligentnego zachowania, które wcześniej nie zostało ściśle zaprogramowane. W obliczu napiętych terminów trudno oczekiwać od projektanta, że znajdzie wystarczająco dużo czasu na wyposażenie każdego BN w odpowiedni zasób inteligencji. Nie należy zapominać, iż dobrzy programiści gier nie zawsze są dobrymi graczami.

Zachowanie oparte na regułach może rozczarowywać graczy i wzbudzać ich nieufność. Jednym z najważniejszych czynników stanowiących o powodzeniu gry jest wywołanie pozytywnego wrażenia u graczy. Twarda, konsekwentna ręka projektanta może przynieść odczucie wręcz przeciwne — nieufność: nieracjonalne, sztuczne zachowanie powoduje, że po pozytywnym nastroju nie pozostaje ani śladu, zbyt inteligentne zachowania postaci odbierane zostają jako przejaw prymitywizmu.

Reguły bywają kruche — zawodzą w przypadku nawet drobnych odstępstw od przewidzianego a priori scenariusza. Jeżeli np. wszyscy BN wybierają zawsze najkrótszą ścieżkę do celu, to chwilowe nawet zablokowanie takiej ścieżki regułą tę dyskwalifikuje. Reguły okazują się też wątpliwe w obliczu informacji niepełnej, niepewnej i nieprecyzyjnej — nieznanego lub niedokładnie określonego położenia obiektów, nakładających się akcji, akcji uzależnionych czasowo itp.

Reguły okazują się trudne w modyfikowaniu, debugowaniu i generalnie skutkują nieefektywnymi iteracjami „generuj i poprawiaj”. Typowym sposobem poprawiania „kruchej” reguły jest definiowanie od niej wyjątków. W efekcie projektant dodawać musi wciąż nowe wyjątki w związku z kolejnymi nietypowymi sytuacjami. Jako przykład rozpatrzmy następującą regułę: jeśli kondycja BN spadnie poniżej 50% normalnej wartości, powinien się on wycofać z walki i poszukać możliwości „doładowania”. Jeżeli jednak przeciwnik BN jest już na skraju wyczerpania i można by go zabić jednym strzałem, wycofanie się z walki przy 50% kondycji wydaje się postępowaniem ewidentnie nieracjonalnym — i to jest właśnie jedna z sytuacji, gdy cytowana reguła okazuje się nieadekwatna. Definiujemy więc pierwszy wyjątek: jeśli kondycja BN jest mniejsza niż 50%, a kondycja jego przeciwnika mniejsza niż 5%, BN najpierw uśmierca przeciwnika, dopiero potem szuka możliwości „doładowania”. Rozwiązujemy w ten sposób jeden problem, ale — niestety — zaraz pojawia się następny: co się stanie, gdy amunicja BN będzie już na wyczerpaniu i nie wystarczy jej na zabicie (wyczerpanego już skądinąd) przeciwnika? Nie ma innej rady, jak zdefiniowanie wyjątku od wyjątku: jeśli kondycja BN jest mniejsza niż 50%, a kondycja jego przeciwnika mniejsza niż 5% i jednocześnie amunicja BN nie jest mniejsza niż 5% maksimum, BN najpierw uśmierca przeciwnika, dopiero potem szuka możliwości „doładowania”. Takie „łatanie logiki” jest procesem nie tylko nieefektywnym, ale prowadzi do przysłowiowego „kodu spaghetti”³ — trudnego w utrzymaniu i nieodpornego na dodawanie do gry nowych cech. Debugowanie takiego kodu staje się koszmarem, bo wobec skomplikowanego kontekstu i złożonej informacji o stanie przyczyna błędu może znajdować się wiele ramek wcześniej od tej ramki, w której widoczne stają się jego konsekwencje.

Reguły nigdy nie są kompletne. Opisany proces „łatania” reguł — zdefiniuj nowy wyjątek i testuj regułę aż do napotkania kolejnego przypadku, w którym okaże się nieadekwatna — prowadzi nieuchronnie do niekompletnego produktu AI. Proces ten można bowiem ciągnąć potencjalnie w nieskończoność i zazwyczaj kończy się, gdy upływa termin ukończenia kolejnego etapu projektu. I wtedy pozostaje tylko nadzieja, że użytkownicy nie odkryją luk w logice AI — luk, o których często nie wiedzą sami projektanci. Użytkownicy są niezwykle dumni z każdej odkrytej luki tego rodzaju, dają temu wyraz na grupach dyskusyjnych i w blogach, ścierając w proch wszelkie pozytywne recenzje i reklamowy szum wokół „wspaniałości i niepowtarzalności gry”.

Reguły są nieprzewidywalne i niestabilne. Opisywane już łatanie reguł skutkuje nie tylko trudnością w ich utrzymaniu, ale także ich wysoką nieprzewidywalnością. Jakaś nieprzewidziana sytuacja może załamać lub zapętlić całą grę.

³ Nazwa ta wywodzi się stąd, że ingerencja w jednym miejscu kodu ma swe konsekwencje w jakimś odległym jego fragmencie — jak na talerzu ze spaghetti: poruszyś coś w jednym miejscu i natychmiast coś się rusza z drugiej strony — *przyjp. thum*.

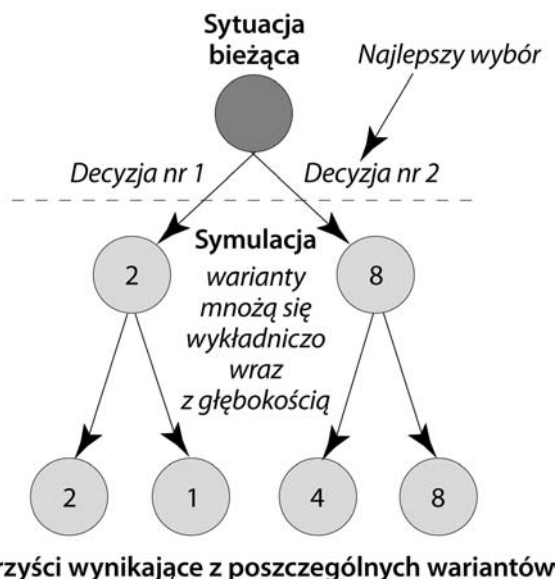
Reguły nie są skalowalne ze względu na liczbę BN. Kontrolowanie zachowania jednego tylko BN za pomocą zbioru reguł już jest sprawą trudną, a przy zwiększaniu liczby BN trudność ta (i zarazem kruchość reguł) rośnie w tempie wykładniczym. Sprawy komplikują się dodatkowo, gdy postaci te działają w korelacji lub w opozycji do siebie.

Wziąwszy pod uwagę powyższe okoliczności, związane — było nie było — z wciąż dominującym podejściem do projektowania gier, trudno się dziwić, iż zastosowanie AI w tej dziedzinie nie dorównuje tempem rozwoju grafice i symulacji zjawisk fizycznych. Staje się coraz bardziej oczywiste, że implementowanie AI w postaci zbiorów reguł sięgnęło już kresu swych możliwości.

Modelowane podejście do implementacji AI

Zgodnie z racjonalnym modelem teorii decyzji, najlepszą decyzją jest ta, która maksymalizuje zysk przewidywany w oparciu o analizę sekwencji przyszłych decyzji. Na rysunku 3.1.4 zilustrowany został dylemat: dla każdej z dwóch alternatyw możliwy jest kolejny wybór między dwiema możliwościami, a dla każdego z czterech wynikających stąd wariantów prognozowane są określone korzyści. Każdy z węzłów widocznego drzewa reprezentuje określoną sytuację (lub stan), zaś krawędzie łączące węzły reprezentują decyzje skutkujące zmianą sytuacji (stanu). Jak łatwo zauważyć, pierwszym krokiem na ścieżce do wariantu najkorzystniejszego jest podjęcie decyzji nr 2.

Rysunek 3.1.4.
Dylemat i mierzalne
konsekwencje jego
rozstrzygnięcia



Opisane podejście implementowania AI w odniesieniu do tworzenia aplikacji, szczególnie gier, nazywane jest podejściem *modelowanym*, bowiem opiera się ono o „wysopoziomową dynamikę” systemu — zbiór dopuszczalnych akcji (decyzji) i konsekwencje ich podejmowania. Ogólnie rzecz biorąc, podejście to realizowane jest w trzech następujących krokach.

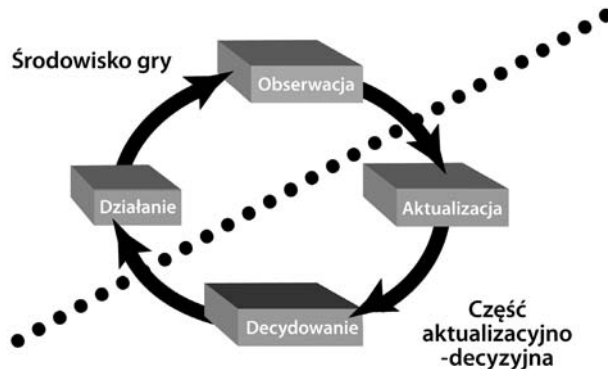
1. **Symulowanie** konsekwencji podejmowania każdej z możliwych decyzji i budowanie na tej podstawie drzewa decyzyjnego.
2. **Szacowanie** spodziewanych zysków w wyniku podejmowania każdej decyzji.
3. **Wybór** tej decyzji, która prowadzi do najkorzystniejszego z szacowanych wariantów.

W klasycznych grach „planszowych”, takich jak szachy czy warcaby, na model postępowania składa się opis każdego z (potencjalnie ogromnej liczby) dopuszczalnych ruchów, kryterium zakończenia gry oraz zasady orzekania o zwycięstwie (albo remisie). W grach wideo analogiczny model zawiera opis wszystkich dopuszczalnych akcji, ich efektów i innych zdarzeń, jakie (w symulowanym świecie) mogą być konsekwencjami podejmowania tychże akcji. Zauważmy, że *reguły* gry są czymś innym niż *podejście oparte na regułach*: to ostatnie opiera się na *definiowaniu a priori* akcji podejmowanych w konkretnych sytuacjach, zamiast akcje te *opisywać*, jak ma to miejsce w podejściu modelowanym.

Interfejs

Szczegóły interfejsu łączącego implementację modelowanego podejmowania decyzji z resztą aplikacji (gry) bywają zróżnicowane, lecz zasady współdziałania tych dwóch elementów pozostają z grubsza takie same. Przykładowo w silniku Locust interfejs ten opiera się na czterech procesach: obserwacji, aktualizacji, decydowaniu i działaniu (patrz rysunek 3.1.5). Obserwowanie to zbieranie informacji o otaczającym świecie; aktualizacja polega na wykorzystywaniu wyników obserwacji do zmiany przewidywań, decydowanie to wybór określonej akcji na podstawie tychże przewidywań, zaś działanie to fizyczne realizowanie wybranej akcji w celu zmiany otaczającego środowiska. Zakłada się, że maszynie decyzyjnej znany jest bieżący stan tego środowiska, np. lokalizacje wszystkich BN; każda zmiana stanu środowiska odnotowywana jest przez proces aktualizacji.

Rysunek 3.1.5.
Interfejs łączący grę
z maszyną decyzyjną



Przedstawiony na rysunku 3.1.5 cykl „obserwacja→aktualizacja→decydowanie→działanie” kręci się w nieskończoność. Kropkowana linia symbolizuje wspomniany interfejs oddzielający silnik Locust od świata gry, w której odbywa się obserwowanie i działanie; aktualizacja i podejmowanie decyzji są więc od tego świata oddzielone. Faktycznie jednak struktura procesu aktualizacyjnego jest przybliżeniem świata gry i jest od złożoności tego świata ściśle zależna.

Jednym z najważniejszych aspektów opisywanego modelu jest podejmowanie decyzji w czasie rzeczywistym. W skomplikowanym świecie rzadko daje się w całości realizować zakładane scenariusze, bowiem świat ten jest z natury nieprzewidywalny. Przykładowo ścieżka wyznaczona dla określonego BN, jako najkrótsza wiodąca do celu, może okazać się w pewnym momencie nieaktualna wobec obstrukcyjnych działań innych BN.

Locust uwzględnia uwarunkowania tego rodzaju, bowiem podejmowanie decyzji przeplata się w nim z obserwowaniem środowiska i jest stosownie do wyników obserwacji zmieniane. Pozwala to na dynamiczne modyfikowanie przyjętego scenariusza akcji. Co prawda, nie jest wykluczone planowanie scenariuszy niemodyfikowalnych, te jednak okazują się zwykle nierealizowalne ze względu na wspomnianą nieprzewidywalność otaczającego świata. Zamiast tego część aktualizacyjno-decyzyjna wykorzystuje sparametryzowany model przewidywań, którego parametry zmieniane są stosownie do wyników obserwacji.

Zalety i korzyści dla projektantów

Modelowane podejście do implementowania AI — przynajmniej w wersji obecnej w Locust Engine — oferuje projektantom kilka zalet w porównaniu z podejściem opartym na zbiorach reguł. Oto one.

- **Skutkuje bardziej inteligentnym zachowaniem postaci.** Dzieje się tak dlatego, że w stosunku do każdej podejmowanej decyzji analizowane są jej spodziewane konsekwencje. Zachowanie BN wspomaganym przez Locust Engine podporządkowane jest logicznie spójnym celom, a ich działania weryfikowane są co chwila pod kątem zgodności z owymi celami. Schemat ten w naturalny sposób godzi ze sobą długoterminowe plany strategiczne i doraźne decyzje o charakterze taktycznym poprzez zmianę priorytetów wspomnianych celów, stosownie do zmian zachodzących w otaczającym środowisku.
- **Redukuje czas i koszty implementacji.** Zrealizowanie gry w założonym terminie z zachowaniem przewidzianego budżetu jest oczywistym dążeniem projektantów i programistów. Programiści i projektanci doskonale jednak wiedzą, że programowanie sztucznej inteligencji może załamać harmonogram: co więcej, mimo przekroczenia terminu, zachowanie się postaci jest niedopuszczalnie mało inteligentne i wówczas dąży się jedynie do tego, by stało się ono (powiedzmy) akceptowalne przez graczy. Locust umożliwia szybką i mało kosztowną realizację modelu i to bez wymagania szczególnie głębokiej wiedzy projektantów. Konieczny jest jedynie precyzyjny opis akcji i ich efektów oraz powiązanie wyników obserwacji ze stanami modelu.
- **Wprowadza niekiedy niespodziewane efekty do zachowania postaci.** Postaci mogą wykazywać przejawy inteligencji nieprzewidziane oryginalnie przez projektantów. Słynny Deep Blue wykazał się umiejętnością gry w szachy na poziomie mistrzowskim, pokonując samego mistrza świata Garrego Kasparowa; o tak zaawansowane umiejętności trudno jednak podejrzewać twórców programu rozgrywającego. To jeden z dowodów na to, że inteligencja programu nie jest limitowana inteligencją jego twórców, zatem zachowanie się BN nie jest

ograniczone inteligencją autorów gry. Fakt ten pozwala programistom zająć się „kreatywnymi” aspektami BN — ich osobowościami, uzbrojeniem, czujnikami i celami — zamiast drobiazgowego troszczenia się o reguły.

- **Stwarza większy komfort użytkownikom gier.** Bardziej inteligentne zachowanie postaci to większe poczucie (iluzja) realizmu u gracza. Szczególnie cenne są te aspekty zachowania BN, które gracz identyfikuje z zachowaniem typowym dla siebie.
- **Jest bardziej niezawodne.** Przewidywanie prowadzi do większej niezawodności niż sztywne reguły, ma bowiem charakter adaptacyjny — wymusza dostosowanie do bieżącej sytuacji, pozostając jednocześnie techniką ogólnego przeznaczenia. W procesie podejmowania decyzji Locust bierze pod uwagę wiele czynników, takich jak kondycja poszczególnych BN, stan ich uzbrojenia i amunicji, bliskość źródeł zaopatrzenia („doładowania”), kondycję i odległość wroga, itp.; na ich podstawie podejmuje decyzję najlepszą w ramach narzuconych ograniczeń czasowych — im więcej czasu na podjęcie decyzji, tym więcej implikacji podjęcia danej decyzji można wziąć pod uwagę. Locust także znakomicie radzi sobie ze skomplikowaną topografią terenu, automatycznie tworząc hierarchiczne struktury punktów orientacyjnych.
- **Jest skalowalne pod względem liczby BN.** Rozproszenie procesów podejmowania decyzji redukuje złożoność obliczeniową, wykładniczą względem liczby BN w przypadku tradycyjnego podejścia opartego za zdeterminowanym zbiorze reguł. Obliczenia te mogą być także rozproszone między kilka procesorów lub kilka komputerów w sieci
- **Ułatwia debugowanie i modyfikowanie reguł.** Gdy okaże się, że zachowanie postaci ma być uzależnione od jakiegoś nowego czynnika, można ów czynnik uwzględnić w stosunkowo prosty sposób. Przy podejściu tradycyjnym, gdy czynnikiem tym ma być np. charakter (uosobienie) BN, można dla każdego BN ustalić różną hierarchię celów — i tak, nieśmiały i bojaźliwy BN szczególnie cenić sobie będzie możliwość częstego uzupełniania zapasów, podczas gdy śmiały i odważny dążył będzie do częstych starć z wrogiem, mniej obsesyjnie ceniąc sobie swoje bezpieczeństwo. Leniwy BN może sztucznie komplikować wszelkie ruchy lub wykonywać je bardziej ociężale, co pozwoli mu pozostawać jak najbliżej (bezpiecznej) pozycji początkowej. Podejście przyjęte w konstrukcji Locust Engine jest znacznie prostsze i prawie bezkontekstowe, co pozwala łatwiej i szybciej wynajdywać błędy oraz bardziej bezpiecznie modyfikować kod. Zmiana lub wzbogacenie zachowania BN jest kwestią zmiany priorytetów celów i innych parametrów symulacji; unika się w ten sposób produkowania „kodu spaghetti”, typowego dla często modyfikowanych zbiorów reguł. Krotko mówiąc, gdy zmienia się model, zmieniają się podejmowane na jego bazie decyzje — samoistnie, bez żadnych dodatkowych zabiegów.
- **Umożliwia kreowanie przenośnych postaci.** Gracze lubią odnajdywać podobieństwa między grami, szczególnie ceniąc sobie podobieństwo postaci. Model zachowania się konkretnego BN w określonej grze może być łatwo zaimplementowany na gruncie innej gry. Locust Engine umożliwia nawet tworzenie całych bibliotek postaci w oparciu o opis ich zachowania zamiast jego fizycznej realizacji.

- **Stwarza okazję do większego urozmaicenia.** Jak już wspominaliśmy, sztuczna inteligencja jest najważniejszym z czynników decydujących o zróżnicowaniu gier. Zdeterminowane zbiory reguł z natury nie ułatwiają takiego różnicowania, w przeciwieństwie do podejścia modelowanego, szczególnie tego zastosowanego w Locust Engine. To ostatnie stwarza szerokie możliwości pod względem animowania postaci, zarówno wtedy, gdy mała liczba autonomicznych BN wykonuje jakąś „wysokopoziomową” akcję przez długi okres czasu, jak i wtedy, gdy duża liczba prostych postaci wspólnie przejmuje kontrolę nad akcją gry przez krótką chwilę. Możliwe jest także sterowanie „niskopoziomym” przemieszczaniem się postaci — symulowanie tłoku i tłumy to przykłady prostszych funkcji Locust Engine, w dodatku całkowicie wbudowanych w specyfikację celów, a nie sterowanych określonymi regułami. W efekcie zatłoczenie wydaje się spontaniczne, a nie zaprogramowane.

Podejście modelowane jest jednak gorsze pod dwoma względami w stosunku do sztywnych zbiorów reguł. Po pierwsze, wymaga zbudowania modelu — ten jednak tworzy się łatwiej niż zbiór reguł, poza tym można go zbudować na podstawie interakcji między postaciami. Po drugie, tworzenie i utrzymywanie drzewa reprezentującego przewidywane konsekwencje jest bardziej kosztowne obliczeniowo od przetwarzania zbioru reguł; w większości skomplikowanych aplikacji konsekwencje podjęcia optymalnej decyzji warte są jednak poświęcenia dodatkowego czasu. Locust Engine potrafi podejmować decyzje dotyczące wielu BN w ciągu kilku milisekund, co umożliwia reagowanie w czasie rzeczywistym na zachodzące zmiany, przy jednoczesnym eksponowaniu inteligentnego zachowania.

Locust AI Engine w Quake III Arena

Opiszemy teraz logiczne założenia *Quake III Arena (Q3A)* — wieloosobowej „strzelanki” FPP, produkcji Id Software. Jak za chwilę zobaczymy, podejmowane w czasie rzeczywistym decyzje w związku z przebiegiem gry są skomplikowane. Masz zaledwie ułamek sekundy, by reagować na ataki zawziętych BN, nieustannie próbujących Cię zabić; Ty masz do wyboru broń — różne rodzaje, każdy przydatny w innej sytuacji — ucieczkę i ukrywanie się.

Gracze przemieszczają się w ramach mapy, zwanej *areną*, a ich celem jest (wirtualne) zabijanie (*frag*⁴ w terminologii *Quake*) wojowników wroga i zbieranie za to kolejnych punktów, stosownie do trybu gry. Jeśli „licznik życia” postaci, w którą wciela się gracz, osiągnie zero, postać ta umiera, lecz natychmiast, w określonym miejscu areny, pojawia się jej sobowtór (w terminologii *Quake* nazywa się to *respawn*); niestety, „dorobek” zmarłej postaci bezpowrotnie przepada. Gra kończy się w przypadku osiągnięcia przez któregoś z graczy (lub przez zespół) określonej liczby punktów lub upłynięcia limitu czasu.

System uzbrojenia został tak zaprojektowany, że dla każdej sytuacji istnieje odpowiednia broń; jedną z najważniejszych decyzji jest właśnie wybór właściwej broni. Broń także (podobnie jak postać reprezentująca gracza) odtwarza się w regularnych odstępach czasu

⁴ Na czym polega wirtualny charakter owego zabijania albo czym różni się zabijanie od „fragowania” — o tym można przeczytać np. w Wikipedii (<http://pl.wikipedia.org/wiki/Frag>) — *przypr. thum*.

— w określonych lokalizacjach, wystarczy tylko schylić się po nią. Każdy egzemplarz broni wyposażony jest w odpowiedni zasób amunicji. Skrzynki z dodatkową amunicją, niektóre ukryte, rozmieszczone są w określonych punktach areny.

Gdy „licznik życia” gracza zbliża się do zera, można go doładować w jednej z czterech kategorii: żółtej (25), pomarańczowej (50), zielonej (5, lecz może przekroczyć 100) i niebieskiej (100 i więcej). Łączna wartość doładowania nie może przekroczyć 200.

Poruszanie się postaci jest w *Q3A* nieskomplikowane: mogą one biegać, spacerować, skakać lub poruszać się w przysiadzie. Bieg jest ruchem domyślnym, choć bieganie po arenie nie jest specjalnie atrakcyjne; spacer (chód) jest bezgłośny, można więc skradać się od tyłu do przeciwnika. Mimo iż podskoki w przysiadzie też są bezgłośne, z natury rzeczy postać porusza się wtedy wolniej, ale za to jest trudniej zauważalna i może przemieszczać się pod niskimi konstrukcjami.

Silnik Locust kontroluje w *Q43* zachowanie wszystkich BN — zachowanie żadnej nie jest określone przez deterministyczne reguły. Model zachowania przewiduje następujące akcje: ruch do przodu pod określonym kątem, na określony dystans, ruch do tyłu pod określonym kątem, na określony dystans, kontynuowanie poprzedniej akcji, użycie aktualnie posiadanej broni oraz beczynność. Co do przewidywań skutków podejmowanych decyzji, to po licznych eksperymentach doszliśmy do wniosku, że najlepsze wyniki daje analiza skutków decyzji od trzech do ośmiu poziomów w głąb, przy czym powyżej piątego poziomu optymalizowanie wydajności staje się coraz mniej skuteczne. Locust analizuje zawartość 20 – 30 ramek (pełnoekranowych) na sekundę, dokonując, po każdej aktualizacji ramki, prognozy zachowania dwóch-trzech BN; podjęcie decyzji o akcji wykonywanej przez jednego BN trwa nie dłużej niż 13 milisekund.

W oryginalnej wersji *Q43* opracowanie kompletnego zestawu reguł zajęło pół roku, a implementacja tego zestawu liczyła 50 000 wierszy kodu. Gdy zrezygnowaliśmy z deterministycznych reguł na rzecz silnika Locust, uporaliliśmy się z implementacją modelu w ciągu dwóch tygodni, a związany z tym kod liczył 2 000 wierszy. Jak widać, kolosalna oszczędność czasu i zasobów. Najważniejsze jest jednak to, że w nowej wersji BN wykazują zdecydowanie większą inteligencję, podejmując bardziej racjonalne decyzje i stając się tym samym bardziej przebiegłymi przeciwnikami. To zaś przekłada się w pierwszym rzędzie na większe zadowolenie graczy.

Soar

Soar ([Laird00] i [LairdDuchi00]) jest ściśle powiązany z tematyką i duchem niniejszego artykułu. Jest on rozwiązaniem unikalnym w tym sensie, że decyzje podejmowane są na bazie reguł, lecz jednocześnie stosowane jest wnioskowanie wsteczne (ang. *backward chaining*) i tworzenie podcelów (ang. *subgoalng*) w celu zapobiegania niefortunnym konsekwencjom tych decyzji i wyboru między konkurencyjnymi regułami. Przykładowo zachowanie postaci sterowane jest za pomocą 715 reguł, 100 operatorów zmiany stanu wewnętrznego i 20 podstanów. Jako że Soar jest reprezentantem tzw. architektury poznawczej (ang. *cognitive architecture*), zawiera także modele ludzkiej pamięci, takie jak ograniczona pamięć operacyjna (ang. *working memory*), przetwarzanie symboli czy porcjowanie (ang. *chunking*). Opisywane przez nas podejście jest jednak ukierunkowane bardziej na uzyskanie odpowiedniej efektywności niż na modelowanie procesów poznawczych.

Konkluzja

Wizja przyszłości to tworzenie gier, w których poziom (sztucznej) inteligencji dorównuje wspaniałym efektom graficznym. Badania skłoniły nas do stwierdzenia, że powszechnie praktykowane implementowanie AI na bazie zbioru reguł deterministycznych nie jest drogą do tego celu. Wiedzieli już o tym w 1980 roku twórcy programu szachowego, który dziesięć lat później pokonał mistrza świata Garrego Kasparowa: zarzucili oni deterministyczne reguły na rzecz podejścia modelowanego. Uświadamia sobie ten fakt także coraz więcej twórców gier. W niniejszym artykule opisaliśmy modelowane podejście do procesu podejmowania decyzji na przykładzie silnika Locust Engine. Daje on nie tylko możliwość drastycznych redukcji kosztów i czasu implementacji AI, lecz także lepsze efekty końcowe (bardziej inteligentne zachowanie postaci), w porównaniu z przetwarzaniem zbiorów reguł.

Literatura cytowana

[Laird00] J. Laird, „It Knows What You’re Going to Do: Adding Anticipation to a Quakebot”. AAAI 2000 Spring Symposium Series: Artificial Intelligence and Interactive Entertainment. AAAI Technical Report SS-00-02.

[LairdDuchi00] J. Laird i J. Duchi, „Creating Human-like Synthetic Characters with Multiple Skill Levels: A Case Study using the Soar Quakebot”. AAAI 2000 Fall Symposium Series: Simulating Human Agents.

[Rabin02] Steve Rabin, „Implementing a State Machine Language”. *AI Programming Wisdom*, Charles River Media, 2002, str. 314 – 320.