

cda2/3Da - Video-based Tennis Training

Die cda2/3Da Video-based Tennis Training Challenge zielte darauf ab, Tennisspiele anhand von Videoaufnahmen zu analysieren. Bei dieser Challenge hatte jedes Team die freie Hand, zu entscheiden, auf welchen Teil der Challenge es seinen Schwerpunkt legte. Wir haben uns auf die Spielanalyse und die Erstellung eines ansprechenden Dashboards konzentriert.

Zielsetzung

Wir bieten eine effiziente und nützliche Spielanalyse sowie die Erstellung eines ansprechenden Dashboards für Amateur-Tennisspieler. Die Positionierung der Spieler wird erkannt und ausgewertet. Der Code ist sauber, reproduzierbar und lauffähig.

Zusammenarbeit und Arbeitsteilung

Unser Team bestand aus Michelle Rohrer, Raphael Schüpbach und Sandra Senn. Die wöchentlichen Team-Meetings waren der Schlüssel zu unserer effizienten und harmonischen Zusammenarbeit. Bei Fragen oder Unklarheiten haben wir uns im Team ausgetauscht und uns gegenseitig unterstützt. Die Aufgabenverteilung haben wir wöchentlich evaluiert und bei Bedarf angepasst.

Hauptaufgaben

- **Eigenen Tennismatch:** Wir haben uns dazu entschlossen, unser eigenen Tennismatch zu analysieren. Dafür haben wir eine Partie Tennis gespielt und aufgenommen. Ursprünglich wollten wir den ganzen Match analysieren, aber aus zeittechnischen Gründen haben wir uns schlussendlich auf die Analyse der ersten 3 Games geeinigt.
- **Datenbereinigung:** Als Erstes haben wir mit Hilfe von Zed die Spielerdaten aus dem Video extrahiert. Danach haben wir uns den Objekt-IDs angenommen. Die Objekterkennung ist leider nicht die genaueste, deshalb hatten wir über 50 verschiedene Objekt-IDs. Von Hand haben wir diese bereinigt.
- **Transformation:** Mit Hilfe einer affinen Transformation haben wir die 3D Koordinaten auf ein 2D Tennisfeld transformiert. Zu unserem Datensatz haben wir diverse Spalten hinzugefügt, wie 'Spieler schlägt', 'Spiel läuft' und in welchem Game wir uns befinden. Dies haben wir ebenfalls von Hand erstellt. Die Geschwindigkeit haben wir aus den transformierten Koordinaten berechnet. Mit Hilfe des Savgol-Filters (Savitzky-Golay-Filter) haben wir die Geschwindigkeit geglättet.
- **Explorative Datenanalyse:** Nachdem wir die Daten bereinigt hatten, haben wir verschiedene Grafiken und Statistiken getestet, um die besten für unser Dashboard zu finden.
- **Winkelhalbierende Analyse (halb-dynamisch):** Zwei fixe Punkte wurden als Basis angenommen, wobei dynamische Anpassungen auf der Grundlage der Spielerpositionen durchgeführt wurden. Aspekte wie Handbewegungen, Front- und Backhand sowie das Spielniveau wurden dabei nicht berücksichtigt. Wir haben uns für die halb-dynamische Winkelhalbierende entschieden, um eine Balance zwischen Komplexität und Genauigkeit zu finden. Die Fixpunkte boten eine stabile Grundlage für die Berechnungen.

- **Suche nach besserer Bilderkennung:** Wir haben einige Zeit in das Experimentieren mit der YOLO (You only look once) Bibliothek investiert. Mit YOLO haben wir die Objekterkennung auf unseren Tennis-Match angewendet. Verschieden Objekte, Personen, Schläger, der Tennisball werden auf dem Video erkannt und visuell und objektspezifisch hervorgehoben.
Die Bilderkennung entsprach am Anfang lange nicht dem, was wir uns erhofften. Deshalb haben wir zwischenzeitlich versucht ein eigenes Machine Learning zu trainieren. Nach einer besseren Bilderkennung haben wir gesucht, da die pyzed Library nicht die gewünschte Präzision lieferte.
- **Erstellung Dashboard:** Damit wir alle passenden Analysen ansprechend präsentieren können, haben wir mit Streamlit ein Dashboard erstellt.

Stolpersteine

Während der Umsetzung stiessen wir auf mehrere Herausforderungen:

- **Fehlerhafte Y-Position:** Die Kamera hat den hinteren Spieler (Object-ID 1) schlecht erfasst. Das führt dazu, dass die Geschwindigkeit von Spieler 1 oft Lücken aufweist und klare Fehlwerte hat. Es ist offensichtlich, dass die Y-Position um etwa 2 Meter nach vorne verschoben ist. Das wäre mit einer komplexeren Transformation anpassbar gewesen. Die Position der Kamera beim Filmen war nicht optimal, was zu ungenauen Daten geführt hat.
- **Objekterkennung:** Wir haben festgestellt, dass zu viele Objekt-IDs erkannt wurden. Trotz Anpassung der Parameter konnten wir das Problem nicht beheben. Das führte dazu, dass wir viel Handarbeit leisten mussten, um Objekt-IDs anzupassen oder falsche Objekt-IDs zu löschen.
- **Dashboard:** Wir haben das Dashboard in Shiny aufgebaut. Allerdings war es hier nicht möglich, das Video zu implementieren. Deshalb haben wir uns entschieden, auf Streamlit weiterzuarbeiten.
- **Videosynchronisation:** Streamlit hat ebenfalls seine Nachteile. Die Statistik lief nicht synchron mit dem Video und um die Analysen komplett anzuschauen, muss der Regler verwendet werden.
- **Manuelle Erfassungen:** Der Spielstand musste manuell erfasst werden, was definitiv zeitaufwendig war. Wir haben die Frames manuell herausgefiltert, um nur die Sequenzen zu betrachten, in denen das Spiel läuft, und die Sequenzen, in denen der Ball geschlagen wird (Aufschlag und Schlag im Spiel).
- **Implementierung von YOLO:** Damit YOLO die Bilderkennung auf einem Video vornehmen kann, muss es in einem kompatiblen Videoformat sein. Das svo-Format, in dem unsere Videos sind, wird von YOLO nicht unterstützt. Die Transformation zu MP4 war nötig. Beim Anwenden des Python-Scripts auf das Video gab es außerdem Probleme, die mit der Zeit behebbar waren.

Nächste Schritte

Um die Analyse weiter zu verbessern, planen wir folgende Maßnahmen:

- **YOLO-Implementierung:**
 - Ausgabe als MP4 und einpflegen in das Dashboard
 - Objekterkennung verfeinern (Mit der YOLO-Bibliothek ist eine bessere Objekterkennung möglich → Objekte werden einmal erkannt und nicht mehrmals)
 - Personen als Skelet erkennen. Präzisere Bewegungsanalysen sind möglich
- **Umfassende Spielanalyse:** Die Y-Achse für Spieler 1 muss angepasst und verfeinert werden. Verschieben wir jeden Y-Wert um einen bestimmten Faktor, um unsere Analysen zu korrigieren. So können wir die Spielerposition noch genauer analysieren.
- **Automatische Spielstands Erkennung:** Ziel ist es, den Spielstand automatisch zu erfassen, um den manuellen Aufwand zu reduzieren. Dafür benötigt es genauere Objekterkennungsalgorithmen, sowie auch der Ballerkennung.
- **Analyse Aufschlag:** In unserer Analyse haben wir die Schläge und Aufschläge manuell herausgeschrieben. Wir haben dabei nicht nach Aufschlag und Schlag unterschieden und eine gemeinsame Analyse gemacht. Als nächsten Schritt möchten wir diese separiert analysieren, um so den Fokus auch auf den Aufschlag zu setzen.
- **Weitere Analysen:** In unserer Analyse zur Winkelhalbierenden könnten wir noch verschiedene Filter einbauen, wie z.B. Schlaghand oder Spielniveau. Ausserdem wäre es spannend zu sehen die Position der Spieler in die Y-Richtung zu analysieren und dabei in verschiedene Zonen aufzuteilen (Angriff, Verteidigung, Neutral). Die Verteilung der Geschwindigkeiten wäre ebenfalls spannend zu analysieren, um zu sehen ob die gewünschten Verteilungen vorhanden wären und man die Ruhephase (Schlag oder Abwarten auf den Gegner) sowie Sprintphasen (Verschiebung nach Schlag) erkennen könnte. Man könnte noch beliebig weiter Kennzahlen zum Dashboard hinzufügen, um das Spiel noch besser analysieren zu können. (Gewinnpunkte, Fehler, Asse usw.)

Vision / Business Case

- **Smartphone-Applikation:** In der Applikation kann das laufende Spiel aufgenommen werden. In Echtzeit werden die Daten verarbeitet und ausgewertet. Amateur-Spieler können so laufend ihr Können verbessern.