

RoboCup 小型ロボットリーグにおけるキック検出手法の検討

A new detection method of kick actions from logged data of SSL games

安井興太郎、村上和人、成瀬正

Kotaro Yasui, Kazuhito Murakami and Tadashi Naruse

愛知県立大学 情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology,

Aichi Prefectural University

im121007@cis.aichi-pu.ac.jp, {murakami, naruse}@ist.aichi-pu.ac.jp

Abstract

This paper proposes a new algorithm that detects line segments of the ball trajectories, whose purpose is to identify the behaviors of the opponent robots, in the logged data of the small size league games. Line segments are important because they appear in the kick actions. We have already proposed such an algorithm in [1]. It was based on the smoothing technique to reduce the effects of noise. In the algorithm, there were some weaknesses such as detecting two distinct line segments as one line segment. In the new algorithm, we adopt two levels of processing, a line element detection and a connection of the line elements, instead of using the smoothing processing, and realize the high detection rate. Experimental results show that 93.4 % of straight lines are detected correctly compared with 63.1 % detection of the old one.

1 はじめに

昨今のRoboCup 小型ロボットリーグでは、主に「ボールの位置・速度」「味方ロボットの位置・速度」「敵ロボットの位置・速度」「レフェリー信号」の4つの情報をもとに、自チームの戦略を決定している。一方、人間のサッカーでは、各プレイヤーは「ボールの位置・速度」「味方プレイヤーの位置・速度」「敵プレイヤーの位置・速度」「審判のコール」の4つの情報に加えて、味方・敵が過去にどのような行動をしたのかという、「敵・味方両プレイヤーの過去の行動情報」を認知した上で、これらをもとに、行動の決定を行っている。

そこで、ロボットのサッカーでも、人間と同じように、味方や敵の過去の行動を認識し、それによって戦略を変えることができれば、より効果的な戦略でゲームを支配していくことができると考えられる。過去の行動に基づいた戦略の決定を行うためには、SSL-Vision[2]から送られてきた情報をもとに、キックやパス、シュートなどの基本的な行動の検出を行う必要がある。本論文では、とくにキックの検出を行うための手法について検討する。

キック検出を行うためには、SSL-Vision から一定間隔で送られてくるボールの位置情報をもとに、ボールがどのフレームからどのフレームまで、直線運動をしたかを検出することが必要である。直線検出としては、ハフ変換を用いた手法[3]が代表的であるが、これは与えられた静止画像中に実際にある直線を検出するというものであり、与えられた複数の点からボールが直線運動をしている部分を抜き出す、という今回の問題とは性質が異なる。一方、与えられた複数の点から1つの直線を当てはめる手法としては、最小二乗法[4]が代表的であるが、あてはめ対象となる点の集合を特定することに対して、最小二乗法は解答を与えない。[5]では人間のサッカーの試合映像から、ボールを検知し、パスやシュートを検出するアルゴリズムが提案されているが、詳しい手法については記述されておらず、この手法がRoboCup 小型ロボットリーグにおいても通ずるものであるかは確認することができない。したがって、直線運動の検出を行う新しいアルゴリズムを考える必要がある。

我々は2008年に既に直線運動の検出を含む、独自のキック検出手法を提案している[1]。しかし、この既存手法には問題点があったため、検出精度の向上を目的として、本論文で改良手法を提案する。

2 キック検出

2.1 定義

30fps あるいは 60fps(これはカメラの性能による)で SSL-Vision から送信されてくるログデータには、ロボットとボールの位置情報が格納されている。ここで述べるキックの検出とは、静止または移動しているロボットが、静止または移動しているボールをキックし、ボールが直線運動を始めたフレームと、ボールが直線運動を終えたフレームの 2 点を、このログデータから求めるものである。本論文では、チップキックについては考察の対象としない。

2.2 既存手法

我々が既に提案しているキック検出手法[1]では、1) ボールの直線運動を検出し、2) 検出された直線運動がキックによって起こされたものであるか否かを判定する、という 2 つの段階からなる。

2.2.1 1) 直線運動検出アルゴリズム

フレーム i でのボールの二次元座標を B_i とする。 B_i を始点とし、 B_{i-1} を終点とするベクトルを \vec{a}_i 、 B_i を始点とし、 B_{i+1} を終点とするベクトルを \vec{b}_i として、ボールの移動角度差 θ_i を eq.(1) のように定義する。

$$\theta_i = \left| \pi - \cos^{-1} \frac{\vec{a}_i \cdot \vec{b}_i}{|\vec{a}_i| |\vec{b}_i|} \right| \quad (1)$$

次に、フレーム i からフレーム $i+n-1$ の間におけるボールの区間平均速度 v_i とボールの平均移動角度差 θ_i を平滑化のためのフレーム数 n を使って eq.(2) のように定義する。

$$\bar{v}_i = \frac{1}{n} \sum_{m=i}^{i+n-1} v_m, \quad \bar{\theta}_i = \frac{1}{n} \sum_{m=i}^{i+n-1} \theta_m \quad (2)$$

v_m は、フレーム m におけるボールの移動速度 [mm/s] である。

直線検出アルゴリズム

Step0 $i \leftarrow 1$ とする。

Step1 i が終了フレーム番号の場合、計算を終了する。そうでない場合は eq.(3) を計算する。

$$\{\bar{\theta}_i \leq f(\bar{v}_i)\} \wedge \{\bar{v}_i \geq T_1\} \quad (3)$$

f は \bar{v}_i が高くなるほど低い値を返す関数で ($B = f(A)$ のとき $B \propto A^{-1}$)、その値を閾値に用いる。 T_1 はあらかじめ与えられた閾値である。eq.(3) が偽ならば、 $i \leftarrow i+1$ として Step1 を繰り返す。eq.(3) が真ならば、フレーム i が直線運動開始フレームである。 $i \leftarrow i+1$ として、Step2 へ。

Step2 eq.(4) を計算する。

$$\{\bar{\theta}_i \leq f(\bar{v}_i)\} \wedge \{\theta_{i+n} \leq T_2\} \quad (4)$$

f は eq.(3) における f と同じ関数である。 T_2 はあらかじめ与えられた閾値である。eq.(4) が真ならば、 $i \leftarrow i+1$ として Step2 を繰り返す。eq.(4) が偽ならば、フレーム $i+n$ が直線運動終了フレームである。得られた直線を出力し、 $i \leftarrow i+1$ として、Step1 へ戻る。

2.2.2 2) キック判別アルゴリズム

次のようなアルゴリズムで、検出されたそれぞれの直線運動がキックによって起こされたものであるか否かを判別する。

キック判別アルゴリズム

直線運動開始フレームを s とする。 s フレーム目において、ボールに最も近接しているロボット R_s を求める。また、 k フレーム目における R_s とボールとの距離を D_k とする。eqs.(5), (6) を計算する。

$$\{D_s \leq T_3\} \wedge \{(D_s < D_{s+1}) \wedge \dots \wedge (D_{s+n-1} < D_{s+n})\} \quad (5)$$

$$\max_{0 \leq k \leq n-2} \{(D_{s+k+2} - D_{s+k+1}) - (D_{s+k+1} - D_{s+k})\} \geq T_4 \quad (6)$$

T_3, T_4 はあらかじめ与えられた閾値である。

eqs.(5), (6) を共に満たす時、この直線運動はロボット R_k のキックによって起こされたものと判定する。eq.(5) を満たすが、eq.(6) を満たさない場合は、この直線運動はロボット R_k による跳ね返りによって起こされたものと判定する。どちらも満たさない場合は不明な直線運動と判定する。

2.2.3 既存手法の問題点

この手法を提案した浅野は、90%強の高い精度で正しくキック検出を行うことができると主張している。しかしながら、当該論文[1]には、1) の段階で 1 本の直線運動をノイズ等の影響で分割された複数の直線運動として検出してしまったものに関してどういう扱いをするか、ということについては何の記述もない。このようなケースを誤検出と考えると追試実験を行った場合、精度が 50%弱に落ちってしまった。よって、当該論文ではこのようなケースも正しい検出結果と判定していた可能性が高いと予想できる。検出した直線運動情報をもとにした行動分析、及び新戦略の決定の際に、直線運動が分割されてしまっていると、情報として扱いつらく、不都合が生じることは容易に想像できる。そこで、このようなケースを誤検出と考えるも高い精度が得られるよう、既存手法のステップ 1 の部分に改良が必要である。既存手法では、平滑化フレーム n を大きくすることでノイズの影響を小さくできるため、ノイズ

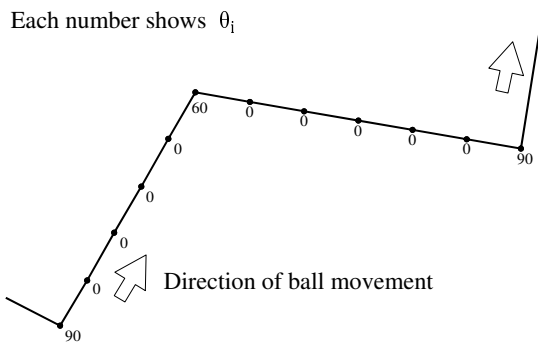


Figure 1: 移動角度差 θ_i の一例

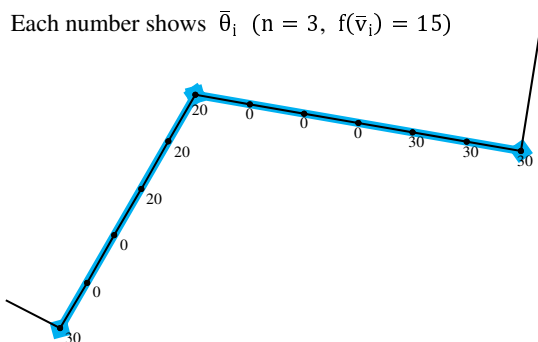


Figure 2: Fig.1 から計算した $n = 3$ の時の平均移動角度差 $\bar{\theta}_i$ と検出される直線運動

による直線の分割を抑えることができる。しかしながら、 n が大きいと、次のような新しい問題が発生する。

今、ボールが Fig.1 のような軌道で左から右へ 90 度、60 度、90 度の順に 3 回曲がって動いたと仮定する。点は各フレームのボールの位置であり、点の隣の数値は eq.(1) で定義したボールの移動角度差 θ_i である。この場合、平滑化フレーム数 $n = 3$ として eq.(2) の平均移動角度差 $\bar{\theta}_i$ を求めると、Fig.2 のようになる。同様に、 $n = 5$ として $\bar{\theta}_i$ を求めると Fig.3 のようになる。

「平均移動角度差 $\bar{\theta}_i$ が 15 度以下の場合には直線運動をし

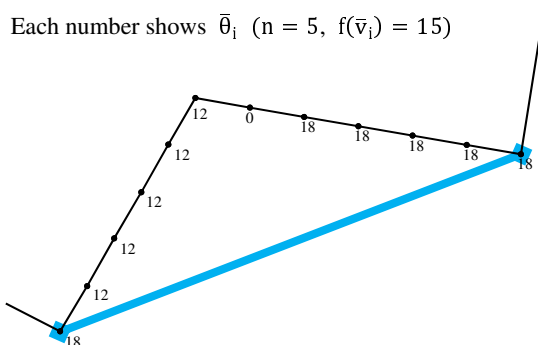


Figure 3: Fig.1 から計算した $n = 5$ の時の平均移動角度差 $\bar{\theta}_i$ と検出される直線運動

ている」と仮定しよう。Fig.2 では、 $\bar{\theta}_i$ が 15 度より大きい 20 度、30 度の部分 (2 回目、3 回目に曲がった部分) で終点が見つかるため、直線は正しく 2 本検出される。しかし、Fig.3 では、2 回目に曲がった部分の $\bar{\theta}_i$ が 15 度以下の 12 度であるため、直線運動がまだ続いているとみなされ、2 本の直線が 1 本の直線となって検出されてしまう。

これは、直線運動中か、そうでないかを識別するための特徴量である移動角度差 θ_i の平滑化を行ってしまったために、特徴量の変化が小さくなってしまい、終点を検出できなかったからである。

このような問題が生じるために n を大きくすることは検出精度を上げることの根本的な解決にはならない。加えて、この手法では n フレーム以上続いている直線運動しか検出できないので、 n は小さいほど短い直線運動を検出でき、ノイズの影響を無視できるならば平滑化は行わないほうが良い。

そこで、移動角度差 θ_i の平滑化は行わずに、既存手法と同じような方法でより確実に直線運動をしている部分のみをまず検出し、その後でノイズで分割されてしまった直線運動を結合する処理を行う、というプロセスで、問題解決を行う。

2.3 新たに提案する直線運動検出手法

ボールが直線運動をしているかどうかの判定式として、eqs.(3), (4) の代わりに、eq.(7) を定義する。

$$\{\theta_i \leq T_5\} \wedge \{v_i \geq T_6\} \quad (7)$$

T_5, T_6 はあらかじめ与えられた閾値である。既存手法とは異なり、移動角度差 θ_i の平滑化を行わないようにしている。また、Fig.4 のように、ボールの速度が遅いと、直線運動をしていてもノイズの影響で移動角度差 θ_i が大きくなることもあるため、既存手法では eqs.(3), (4) で閾値関数 f を使用していたが、新手法ではより確実に直線運動をしている部分のみを検出するために、 f を使用しないようにしている。

直線運動 L の開始フレーム番号を $L(s)$ 、終了フレーム番号を $L(e)$ とする。 $B_{L(s)}$ を始点とし、 $B_{L(e)}$ を終点とするベクトルを \vec{L} と書くことにする。最後に検出した直線運動 L_{last} が、 n 番目に検出した直線運動 L_n と同一の直線運動かどうかを判定する式として、eq.(8) を定義する。

$$\{L_{last}(s) - L_n(e) \leq T_7\} \wedge \left\{ \cos^{-1} \frac{\vec{L}_{last} \cdot \vec{L}_n}{|\vec{L}_{last}| |\vec{L}_n|} \leq T_8 \right\} \quad (8)$$

T_7, T_8 はあらかじめ与えられた閾値である。左側の条件式はボールが直線運動 L_n をした後、直線運動 L_{last} をするまでにかかったフレーム数が T_7 以下であるかどうかを判定する式、右側の条件式は直線運動 L_n, L_{last} の直線の角度のずれが T_8 以下であるかどうかを判定する式である。

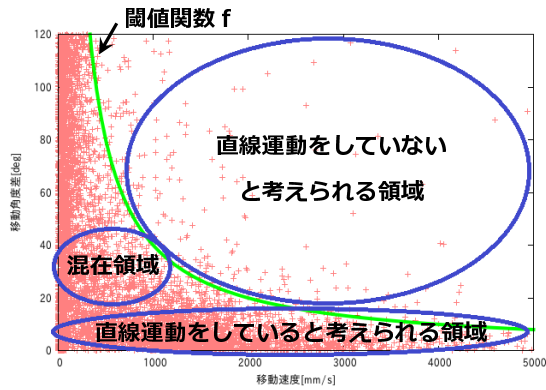


Figure 4: ある試合中のボールの移動速度 v_i と移動角度差 θ_i の分布

新しく提案する直線運動検出アルゴリズム

Step0 $i \leftarrow 1, N \leftarrow 0$ とする。 N は検出した直線運動の総本数である。

Step1 i が終了フレーム番号の場合、計算を終了する。 eq.(7) が偽ならば、 $i \leftarrow i + 1$ として Step1 を繰り返す。 eq.(7) が真ならば、フレーム $i - 1$ が直線運動開始フレームである。 $i \leftarrow i + 1$ として、Step2 へ。

Step2 eq.(7) が真ならば、 $i \leftarrow i + 1$ として Step2 を繰り返す。 eq.(7) が偽ならば、フレーム i が直線運動終了フレームである。 $i \leftarrow i + 1$ として、Step3 へ。

Step3 今までに検出した直線運動 $\{L_0, \dots, L_{N-1}\}^1$ のうち、 eq.(8) を満たす直線運動 L_n が存在する場合は、直線運動 L_n と L_{last} は同一の直線運動と判定し、 $L_{last}(s) \leftarrow L_n(s)$ として直線運動の結合処理を行って、 $L_n \sim L_{N-1}$ の検出直線運動を削除するために $N \leftarrow n$ とする。

Step4 $L_N \leftarrow L_{last}, N \leftarrow N + 1$ とする。 Step1 へ戻る。

3 実験

既存手法と新手法で、2011年世界大会の準々決勝戦 RoboDragons vs Skuba の試合中に起こったボールの直線運動を検出し、その精度を比較する実験を行った。各手法には、パラメータを与える必要がある。実験には、次の値を用いた。

既存手法

- 平滑化フレーム数 $n = \{1, 3, 5\}$ とする
- 閾値関数 f については $\bar{\theta}_i = f(\bar{v}_i) = 40000/\bar{v}_i$ [degree] で固定する
- T_1 については 500 [mm/s] で固定する
- $T_2 = \{15, 25, 35\}$ [degree] とする

新手法

¹ $N = 0$ の場合、 $\{L_0, \dots, L_{N-1}\}$ は空集合 ϕ とする

Table 1: 検出直線運動の分類

A	検出直線運動のうち、正解直線運動と等しいものの本数
B	検出直線運動のうち、正解直線運動の(全体ではない)一部分であるもの、または1本の正解直線運動が複数本に分かれて検出されたものの本数
C	検出直線運動の(全体ではない)一部分が正解直線運動の全体あるいは一部分であるものの本数
D	正解直線運動のうち、検出直線運動にないものの本数
E	検出直線運動のうち、正解直線運動にないものの本数
F	除外本数(非常に低速な直線運動、あるいはチップキックでボールが空中に浮いている状態での直線運動の本数)

- T_5 については、15 [degree] で固定する
- T_6 については 500 [mm/s] で固定する
- $T_7 = \{10, 15, 20\}$ とする
- $T_8 = \{10, 15, 20\}$ [degree] とする

3.1 評価

RoboDragons のログデータ再生ソフト simulator[6]を用いて、試合中のボールの動きを観測したとき、評価者によって検出した直線運動を正解直線運動と呼ぶことにする。既存手法、新手法のそれぞれについて、検出した直線運動を Table.1 のようにクラス $A \sim F$ に分類する。求めた $A \sim F$ の本数をもとに、次のような適合率 P 、再現率 R 、 F 値を計算、これを用いて評価する。

$$\text{適合率 } P = \frac{A + 0.5 \cdot B + 0.25 \cdot C + 0 \cdot E}{A + B + C + E} \quad (9)$$

$$\text{再現率 } R = \frac{A + 0.5 \cdot B + 0.25 \cdot C + 0 \cdot D}{A + B + C + D} \quad (10)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2PR}{P + R} \quad (11)$$

適合率 P は、検出直線運動のうち、正解直線運動の占める割合を意味し、再現率 R は、正解直線運動のうち、検出直線運動の占める割合を意味する。 F 値は適合率 P と再現率 R の調和平均であり、 P と R が共に高い時に、一番高い値をとる。こういった情報検索の問題は、適合率をあげれば再現率が下がり、再現率を上げれば適合率が下がる傾向にあるため、有効な評価尺度である。

Table 2: 既存手法実験結果 (1)

n	1	1	1	3	3	3	5	5	5
T_2	15	25	35	15	25	35	15	25	35
A	3	13	14	13	21	23	7	16	18
B	52	42	41	33	25	21	35	22	19
C	0	0	0	6	6	8	8	12	12
D	2	2	2	5	5	5	7	7	7
E	1	3	4	1	2	4	3	7	10
F	594	409	330	304	205	156	310	209	158

Table 3: 既存手法実験結果 (2)

P R F 値	$T_2 = 15$	$T_2 = 25$	$T_2 = 35$
$n = 1$	0.518	0.586	0.585
	0.509	0.596	0.605
	0.513	0.591	0.595
$n = 3$	0.585	0.648	0.634
	0.596	0.614	0.623
	0.564	0.631	0.628
$n = 5$	0.500	0.526	0.517
	0.465	0.526	0.535
	0.482	0.526	0.526

3.2 実験結果

既存手法によって検出した直線運動のクラス分類結果を Table.2 に示す。Table.2 から求めた適合率 P , 再現率 R , F 値を Table.3 に示す。

次に、新手法によって検出した直線運動のクラス分類結果を Table.4 に示す。Table.4 から求めた適合率 P , 再現率 R , F 値を Table.5 に示す。

3.3 考察

既存手法に関しては、次のようなことが分かった。

- n あるいは T_2 が小さい時に B だった直線運動が、 n あるいは T_2 を大きくすることで A になっているものが多くあった。反面、 A や B が C や E になってしまったものも多々あった。これは、 n あるいは T_2 を大きくすることでノイズに強くなって一つの直線の分割を防ぐことができるが、二つの異なる直線を同一の直線と誤検出することも多くなるためである
- Table.2 から分かるように、 n が大きいほど、 D が増えた。これは、既存手法では n フレーム以上続いている直線運動しか検出できないため、 n が大きい

Table 4: 新手法実験結果 (1)

T_7	10	10	10	15	15	15	20	20	20
T_8	10	15	20	10	15	20	10	15	20
A	46	46	49	49	51	52	50	51	52
B	9	8	4	6	3	1	4	3	1
C	0	1	2	0	1	2	1	1	2
D	2	2	2	2	2	2	2	2	2
E	1	1	2	1	1	2	1	1	3
F	98	83	73	98	82	70	81	82	66

Table 5: 新手法実験結果 (2)

P R F 値	$T_8 = 10$	$T_8 = 15$	$T_8 = 20$
$T_7 = 10$	0.902	0.897	0.904
	0.886	0.882	0.904
	0.894	0.889	0.904
$T_7 = 15$	0.929	0.942	0.930
	0.912	0.925	0.930
	0.920	0.934	0.930
$T_7 = 20$	0.933	0.942	0.914
	0.917	0.925	0.930
	0.925	0.934	0.922

と、短い直線運動を検出できないためである

- 実験を行った中で、既存手法で最も良かったパラメータの組み合わせは、 $n = 3, f = 40000/\bar{v}_i, T_1 = 500, T_2 = 25$ であり、この時の F 値は 0.631 であった

新手法に関しては、次のようなことが分かった。

- T_7 あるいは T_8 が小さいほど、分割された直線運動を結合できない場合が多くなり、 B が増えてしまった
- T_7 あるいは T_8 が大きいほど、誤った結合をしてしまう場合が多くなり、 C, E が増えてしまった
- 実験を行った中で、新手法で最も良かったパラメータの組み合わせは、 $T_5 = 15, T_6 = 500, T_7 = \{15, 20\}, T_8 = 15$ であり、この時の F 値は 0.934 であった

既存手法と新手法を比較すると、tables 2 ~ 5 から、新手法では、どのパラメータ設定でも既存手法で最も高かった F 値 0.631 を超えていることが分かる。また、新手法の最高 F 値 0.934 と既存手法の最高 F 値 0.631 との差は 0.303 で、48.0%向上しており、既存手法よりも新手法の方が、この問題に有効な手法であると言える。

3.4 キック検出への適用

改良したアルゴリズムで検出した直線運動に対して、section2 で述べたキック判定アルゴリズムを適用したところ、その精度は 60%弱であった。これは、[1] に記述されている検出精度 97.9%よりも低い。この主な理由として、

- ビジョンシステムが SSL-Vision に変わり、当時のものよりもオブジェクトの位置検出精度が落ちた
- SSL-Vision 対応のカメラに変えたことで、カメラの性能が落ち、オブジェクトの位置検出精度が落ちた

などが考えられる。我々は今後、これらの問題の解決に、積極的に取り組んでいく予定である。

4 おわりに

本論文では、相手行動の学習と目的に既に提案されている RoboCup 小型リーグにおけるキック検出手法の精度上の問題を改善するために、ボールの直線運動検出手法の改良を行った。新たに提案した手法では、以前の手法よりも高い精度で実際の試合中のボールの直線運動検出を行うことができ、新手法の有効性を確認した。

一方、改良した手法を用いて検出した直線運動に対して、キック判定アルゴリズムを適用したところ、既存手法提案時よりも、検出精度が落ちてしまった。今後は、キック判定アルゴリズムにも改良を施し、精度を上げることが求められる。また、これらの手法を用いて検出したロボットのキック行動情報をもとに、味方だけでなく、相手行動の分析を行い、より効果的な戦略の決定を行う方法を検討していくことも、大きな課題である。

謝辞

本研究は、愛知県立大学理事長特別研究費の支援を受けて行われた。記して感謝する。

参考文献

- [1] K. Asano, K. Murakami and T. Naruse, "Detection of basic behaviors in logged data in RoboCup Small Size League", RoboCup 2008: Robot Soccer World Cup XII, LNCS 5399 pp. 439-450, Springer, 2009
- [2] Stefan Zickler, Tim Laue, Oliver Birbach, Mahisorn Wongphathi and Manuela Veloso, "SSL vision: The Shared Vision System for the RoboCup Small Size League", RoboCup 2009: Robot Soccer World Cup XIII, Lecture notes in artificial intelligence, LNAI 5949, pp. 425 - 436, Springer, 2010
- [3] Hough, P.V.C. "Method and means for recognizing complex patterns", U.S.Patent No.3069654, 1962
- [4] Derek York, "Least squares fitting of a straight line", Canadian Journal of Physics, 44, 1079-1086, 1966
- [5] X. Yu, C. Xu, H. W. Leong, Q. Tian, Q. Tang, and K. Wan, "Trajectory-based ball detection and tracking with applications to semantic analysis of broadcast soccer video", in Proc. ACM Int. Conf. Multimedia, 2003
- [6] Stefan Zickler, James Bruce, Joydeep Biswas, Michael Licitra, and Manuela Veloso "CMDragons 2009 Extended Team Description", <http://www.cs.cmu.edu/~mmv/papers/09robocup-cmdragons.pdf>