

能動視覚による動的な空間知覚と立体形状認識機構の解明とその応用システムの構築

研究代表者	出口光一郎	東北大学・大学院情報科学研究科
研究分担者	岡谷貴之	東北大学・大学院情報科学研究科
	中島 平	東北大学・大学院工学研究科

概要

本研究では、本年度は動画中の人物をリアルタイムで追跡する方法を多面的に開発した。すなわち、人物特有の肌色領域を画像から高速かつ正確に抽出する方法、対象の形状と動きのモデルを与え、画像での動対象を的確に追跡する手法、そして、色情報の変化の統計的な性質に基づきロバストに対象を追跡する手法などである。それらの発表文献を本稿の末尾に付す。

本報告では、その中でも、対象の特徴量として、色の分布を用いる手法について詳細を述べる。色の分布は形状の変化や回転、部分的なオクルージョンの影響を受けにくい。リアルタイム性を考慮して、主となる追跡方法として計算量の少ない Mean Shift Algorithm を用いている。しかし、この方法ではオクルージョンが起こった場合には、追跡対象を見失う可能性がある。そこで、本研究では Particle Filter による予測を組み合わせたことによりオクルージョンが起こった場合でも追跡できるようにしている。

1 はじめに

画像中の人物の追跡において形状の変化や大きさの変化といったことが起こるが、そのような変化する対象を追跡する場合に対象の色の分布を特徴量として用いることは有効とされている [3]。本研究では、追跡対象の色の分布を追跡対象の特徴量とし、平均値シフト法と Particle Filter 法を用いることによって、オクルージョンが起こった場合でも少ない計算量で追跡する方法を提案する。

色の分布を用いた追跡方法はいくつかあるが、その 1 つとして平均値シフト法による追跡方法 [1] がある。この手法は計算量の少なさから、リアルタイム性に優れている。しかし、色の分布が似ていることを手掛かりにして似ている方向へ移動して追跡を行っているため、オクルージョンが起こった場合などには追跡することができない。そのような場合には、オクルージョンの生じている間、運動モデルを用いて追跡対象の位置を予測する必要がある。この時、画像中から対象の位置を直接知ることができないため、追跡対象の位置を統計的、確率的に推定することになる。

統計的に推定することにより対象の位置を予測し追跡する方法の 1 つとして、Particle Filter [2, 3] による追跡方法がある。実際にこの方法で追跡を行っている文献 [3] では、前のフレームでの位置と現在のフレームでの位置との間に色の分布が似ていない領域が存在する場合でも上手く追跡することができている。しかし、文献 [3] の方法では平均値シフト法による追跡方法に比べて計算量のはるかに多くなってしまふ。一般に、人物追跡システムでは複数の人物を追跡することが要求されるため、リアルタイムで追跡することを考えると計算量は少ない方がよい。そこで、本研究では平均値シフト法による追跡方法に Particle Filter で用いるサンプルを補助的に用いて対象の位置を予測することにより、オクルージョンが起こった場合でもより少ない計算量で追跡できるようにした。

2 色の分布による対象追跡

2.1 色の分布によるモデル

本追跡方法では、予め取得しておいた追跡対象を表す色の分布と似ている分布を持つ領域を画像中から探すことになる。

そのため、追跡する際に追跡対象のモデルと候補領域の2つの色分布がどの程度似ているかを表す必要がある。ここでは、この分布間の類似度として、Bhattacharyya 係数を用いる。2つの分布 p と q との Bhattacharyya 係数 ρ は

$$\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u q_u} \quad (1)$$

により計算できる (m は、成分数、 $\sum_{u=1}^m p_u = \sum_{u=1}^m q_u = 1$)。この係数は2つの分布が似ているほど大きな値になり、完全に一致すると $\rho = 1$ となる。このあらましを、図1、2に示す。

追跡対象の特徴量として色の分布を用いる

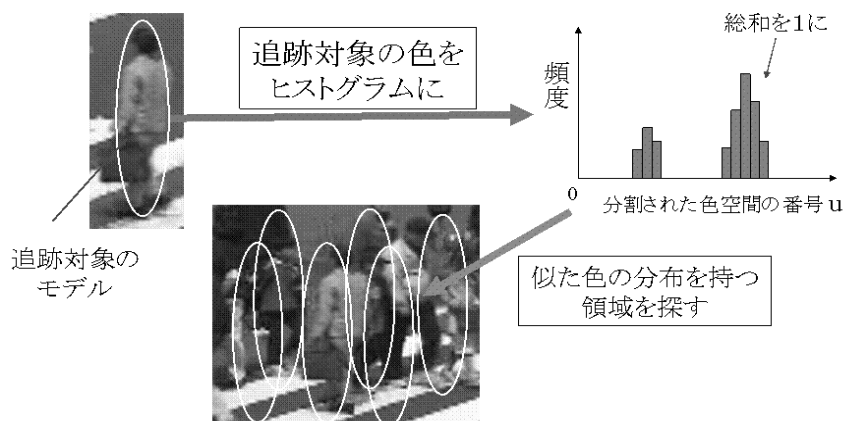


図1: 対象画像の色分布と左画像上で各位置の領域での色分布とがもっとも類似した領域を探すことで、対象を追跡する

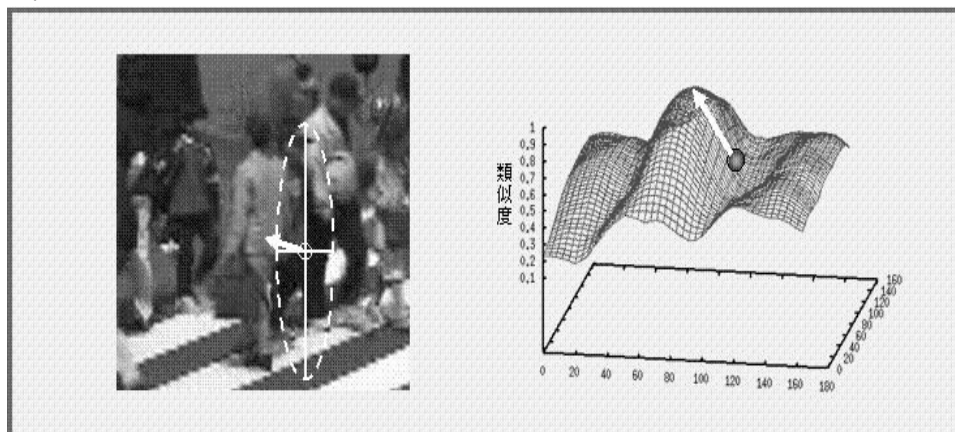


図2: 対象画像の色分布と左画像上で各位置の領域での色分布との Bhattacharyya 係数の変化の例(右図)。右図でのピークの位置が対象と最も類似した色分布を持つ領域

2.2 平均値シフト法を用いた追跡方法

平均値シフト法とは、ある関数 $f(x)$ に対してある位置から $f(x)$ の傾きが大きい方向に移動させる操作を繰り返し行うことにより、効率的に初期位置周辺の $f(x)$ が極大となる位置を求める方法である。文献 [1]

では追跡対象のモデルとの Bhattacharyya 係数が大きくなる方向に移動させることにより追跡対象の位置を求めるている。

位置 y での対象の候補 $\{p_u(y)\}_{u=1\dots m}$ が初期値 $\{p_u(y)_0\}_{u=1\dots m}$ から大きく変化せず、全ての u について $p_u(y_0) > 0$ であると仮定すると、Bhattacharyya 係数 $\rho[p(y), q]$ は Taylor 展開により式 (2) のように近似できる。

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0)q_u} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \omega_i k(\|d(x_i)\|^2) \quad (2)$$

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (3)$$

ここで、 C はヒストグラムの総和を 1 にするための係数である。この式の右辺初項は y に依存しないため、右辺第 2 項が最大となる位置で $\rho[p(y), q]$ が最大となる。この右辺第 2 項が最大となる位置を探し続けることにより対象を追跡することになり、その最大となる位置を平均値シフト法を用いて探す。

この方法では前のフレームでの位置から Bhattacharyya 係数が大きくなる方向に移動させるので、オクルージョンが起こった場合などで、図 3 に示すように、前のフレームでの位置と現在のフレームでの位置の間に Bhattacharyya 係数が小さい領域 (以下、谷と呼ぶ) が出来てしまった場合には別の極大値に移動してしまう。

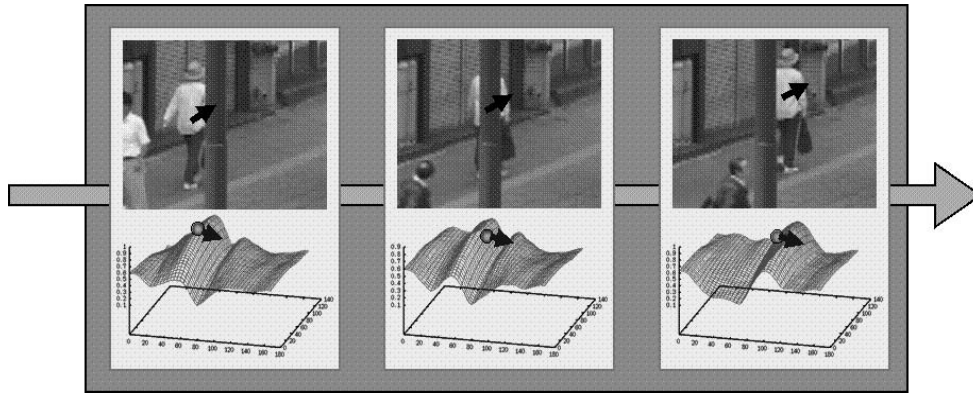


図 3: 平均値シフト法では対象の追跡ができなくなってしまう例

2.3 Particle Filter を用いた追跡方法

Particle Filter は対象の状態を直接知ることができない場合に、対象の状態を統計的に効率よく推定する方法である。Particle Filter では、モンテカルロ法により生成した多くのサンプルを用いる。各サンプルはサンプルの状態 $s^{(i)}$ とその重み $\pi^{(i)}$ を持つを持ち、サンプルの集合 $S = \{(s^{(i)}, \pi^{(i)}) | i = 1 \dots N\}$ を用いて、追跡対象の状態を離散的に表す。追跡対象の状態はサンプルの重み付き平均によって求めることになる。

Particle Filter は、図 4 に示すように、選択、予測、観測という 3 つの操作によって行われる。選択段階では、時刻 $t-1$ におけるサンプルの重み π_{t-1} の大きさに比例した確率で N 個のサンプルを選択する。予測段階では、選択されたサンプルの時刻 t での位置を運動モデルに従って予測する。そして、観測によりサンプルの重みを求めた後、時刻 t における追跡対象の位置はサンプルの重み付き平均として求められる。

この方法では運動モデルに従って追跡対象の位置を予測するため、平均値シフト法で追跡できない場合でも上手く追跡することができる。しかし、このように重みを求めた場合、各サンプルに対して Bhattacharyya 係数を求めるため計算量が多くなってしまふ。そこで、本研究ではオクルージョンが起こった場合でも少ない計算量で追跡する方法を提案する。

ベイズの定理 $p(x|z) = kp(z|x)p(x)$

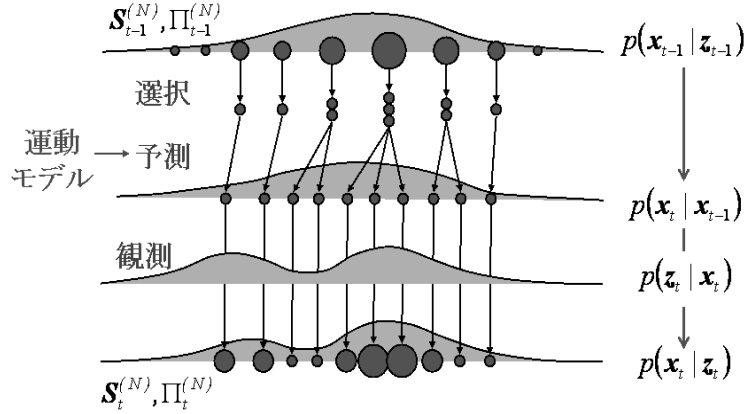


図 4: Particle Filter を用いた追跡のあらまし

3 提案する手法

本研究では，平均値シフト法による追跡方法に加えてサンプルを補助的に用いて物体の位置を予測することにより，オクルージョンが起こった場合でもより少ないで追跡できるようにした．

3.1 手法の概要

ここで提案する手法は，追跡対象の中心位置を表す点（トラッカー）と N 個のサンプルを用いて追跡を行う．この手法では，平均値シフト法によりトラッカーを追跡対象の位置に移動させている．このままでは，上で述べたように前のフレームでのトラッカーの位置と対象の位置の間に谷が存在する場合にはトラッカーは対象を追跡できない．そこで，それを回避するためにサンプルを用いてその谷を越えた先に追跡対象が存在しないかを探す．サンプルは追跡対象の正確な位置を求めているので，少ない数でよく，計算量が少なくなる．

このサンプルは基本的に Particle Filter の原理に基づいて移動させる．サンプルの重み付き平均位置での Bhattacharyya 係数がトラッカーの位置での Bhattacharyya 係数よりも大きい場合にはサンプルの平均位置にトラッカーを移動させる．これにより，トラッカーは追跡対象を見失うことなく追跡することができる．

3.2 サンプルの選択

Particle Filter の原理でサンプルを選択した場合，サンプルは追跡対象の位置を正確に求めているため，このままではサンプルがトラッカーと異なる対象を追跡してしまう可能性がある．そこで，サンプルの選択段階においてトラッカーからもサンプルを生成することにする．これにより，サンプルがトラッカーと異なった対象を追跡した場合でもトラッカーと同じ対象を追跡し直すことができる．ここで，トラッカーからサンプルを生成する確率はトラッカーの位置での重みに関わらず一定とする．これは，オクルージョンが起こった時にはトラッカーから生成されない方が良いが，オクルージョンが起きているときは平均値シフト法により移動させるトラッカーはサンプルに比べて重みが小さくなりにくいためである．

3.3 使用するモデル

本研究では，追跡対象として歩行者を想定しており，画像中を一定方向にほぼ等速度で移動すると仮定する．サンプル s に画像中での位置 (x_t, y_t) とその速度 (\dot{x}_t, \dot{y}_t) を状態量として持たせる． $s = (x, y, \dot{x}, \dot{y})^\top$ と

すると、運動モデルは式 (4) で与えられる．

$$\mathbf{s}_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{s}_{t-1} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \omega_{xt} \\ \omega_{yt} \end{pmatrix} \quad (4)$$

ここで、 Δt はフレーム間の時間、 ω_{xt}, ω_{yt} はそれぞれ平均 0、標準偏差 σ_x, σ_y のガウシアンシステムノイズである．

3.4 領域サイズの変更

ヒストグラムを求める領域の幅及び高さ h_x, h_y を $\mathbf{h}=(h_x, h_y)$ として、 $0.9\mathbf{h}, \mathbf{h}, 1.1\mathbf{h}$ の 3 つの大きさで Bhattacharyya 係数を計算する．そして、もっとも大きい値の領域のサイズを新しい領域のサイズとして修正する．

4 実験

4.1 実験環境

この章では、提案した手法を用いて実際に追跡を行った．本実験で使用したパラメータは平均値シフト法の繰り返しを終了させる移動量の閾値 T_h を 1(pixel)、最大繰り返し回数を 10 回とする．式 (4) のシステムノイズ σ_x, σ_y は共に 3(pixel) とし、観測に用いる標準偏差を $\sigma = 0.2$ とした．使用したサンプルは 20 個であり、トラッカーからサンプルを選択する確率は 10% である．色のヒストグラムとして RGB 色空間を $8 \times 8 \times 8$ に分割したものを用了．

文献 [1] の平均値シフト法による追跡方法と文献 [3] の Particle Filter を用いた追跡方法についても同じ画像列に対して実験を行い、本手法と比較した．文献 [1]、文献 [3] 共に本手法と同じパラメータを用い、領域の大きさを更新するようにし、文献 [3] の手法ではサンプル数は 100 個とした．

4.2 シミュレーションによる性能評価

本手法の性能を評価するために人工データに対して実験を行った．追跡対象は半径 20(pixel) の円とし、色は中心で r, g, b 共に 255、外側に行くほど暗く、最も外側で r, g, b 共に 0 とした．毎フレーム x 軸方向に 3(pixel) 移動させ、このとき x, y 座標共に $-1 \sim 1$ の等確率のノイズを加える．追跡対象の半径は前フレームの半径に平均 1、標準偏差 0.02(pixel) のガウシアンノイズを掛けた長さにした．また、追跡対象の色 r, g, b それぞれに平均 0、標準偏差 5 のガウシアンノイズを加えた．背景の色は r, g, b 共に 0 とし、 x 座標が 200 ~ 230 の間でオクルージョンが起こるようにその間では追跡対象を表示しないようにした．

シミュレーションの結果として、各フレームにおける処理時間を図 6 に、各フレームにおける追跡対象の x 座標、 y 座標、半径の誤差を図 5 に示す．

図 5 より、70 フレーム辺りまでは本手法及び平均値シフト法による追跡方法が Particle Filter による追跡に比べて少ない誤差で追跡できていることが分かる．しかし、70 フレーム辺りでオクルージョンが起こっているために、平均値シフト法では追跡できなくなっている．本手法はそのような場合でもサンプルによる追跡により対象を追跡することができた．しかし、本手法ではサンプル数が Particle Filter による追跡よりも少ないため、オクルージョンが起こった後、再び対象を追跡し直すまでの時間が長くなっている．この部分に関しては、サンプルをより上手に使う等して改善する必要があると思われる．

また、図 6 より、本手法が Particle Filter による追跡方法の $1/2$ から $1/3$ の処理時間で追跡できることが確認できる．

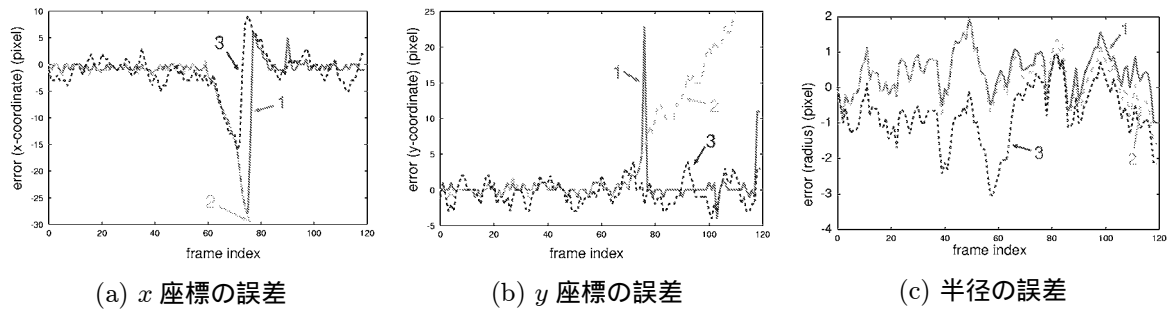


図 5: シミュレーションにおける実際の値との誤差．図中の 1 は本手法，2 は平均値シフト法による追跡，3 は Particle Filter による追跡の結果である．

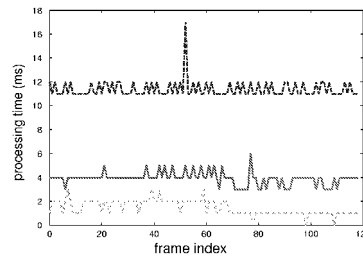


図 6: シミュレーションにおける処理時間．上から順に Particle Filter，本手法，平均値シフト法での結果である．

4.3 実画像での人物追跡

実際に歩行している人を追跡した結果を図 7 に示す．図 7 から，左列に示す単なる平均値シフト法では人物との部分的なオクルージョンに対しては追跡することができているが，電柱の陰に入った場合には追跡できていない．これに対して，右列に示す本手法ではそのような場合でも人物を追跡することが確認できた．

5 まとめ

本論文では，動画画像中の人物をリアルタイムで追跡する方法を示した．本研究では平均値シフト法に Particle Filter を組み込むことにより，平均値シフト法のみでは追跡できないオクルージョンが起こった場合でも少ない計算量で追跡できるようにした．実際にシミュレーションと実画像による実験を行い，本手法の有効性を確認した．今後の課題として，オクルージョンに対する性能は Particle Filter による追跡方法よりも劣っているため，より効果的にサンプルを用いるなどしてさらに改善することがあげられる．

参考文献

- [1] Dorin Comaniciu, et al, Kernel-Based Object Tracking, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL.25, No.5, May 2003
- [2] M.Isard and A.Blake, CONDENSATION-Conditional Density Propagation for Visual Tracking, International Journal on Computer Vision, 29(1), 5-28, 1998
- [3] Katja Nummiaro, et al, Color Features for Tracking Non-Rigid Objects, Chinese Journal of Automation, Vol29, No3, May 2003

研究成果

研究発表

- Ikuko Okatani, Koichiro Deguchi: “A method for fine registration of multiple view range images considering the measurement error properties”, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 87, No. , pp.66/77, 2002.
- F.Galpin, L.Morin, and K.Deguchi: “Compression Performances of Computer Vision Based Coding”, Proc. of Workshop on Machine Vision Applications 2002 (MVA02), pp.416/419, 2002.
- Hidekata Hontani, Koichiro Deguchi: “Scale-Based Corner Extraction of Contour Figure Using a Crystalline Flow Geometry, Morphology, and Computational Imaging ”, 11th International Workshop on Theoretical Foundations of Computer Vision, pp.218/230, 2003.
- Takayuki Okatani, Koichiro Deguchi: “Toward a Statistically Optimal Method for Estimating Geometric Relations from Noisy Data : Cases of Linear Relations”, Proc. IEEE Conf. on Comput. Vision and Pattern Recognition, pp.Vol. I, pp.432/439, 2003.
- Koji Hamasaki, Taira Nakajima, Takayuki Okatani, Koichiro Deguchi: “Tracking Multiple Three-Dimensional Motions by Using Modified Condensation Algorithm and Multiple Images”, 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003.
- Takayuki OKATANI and Koichiro DEGUCHI: “Autocalibration of a Projector-Screen-Camera System”, International Conference on Computer Vision 2003, 2003.
- 中島平, 浜崎浩二, 岡谷貴之, 出口光一郎: “CONDENSATION を用いた多視点画”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU 2002), B6-3, 名古屋, 2002.
- 岡谷貴之, 出口光一郎: “画像からのカメラの姿勢・3次元形状復元における推定”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU 2002), P5-2, 名古屋, 2002.
- 佐藤美德, 中川智洋, 岡谷貴之, 出口光一郎: “双眼協調注視による3次元特徴抽出に基づく移動体追跡”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU 2002), P6-7, 名古屋, 2002.
- 出口 光一郎: “視覚サーボにおける CV の役割-Partitioned アプローチ”, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, CVIM-135-5, pp.27/34, 2002.
- 伊茂治, 岡谷, 出口: “画像上の人物追跡の為に色空間における肌色領域の抽出法”, 第20回センシングフォーラム, 2003.
- 川中, 岡谷, 出口: “色の分布を用いた人物のリアルタイム追跡の研究”, 第20回センシングフォーラム, 2003.
- Koichiro Deguchi: “Construction of 3D map in robot by combining action and perceived images (招待講演)”, Australia-Japan Advanced Workshop on Computer Vision, 9 - 11 September 2003.
- 出口光一郎: “行動と画像変化を結びつけたロボットの空間認知 (招待講演)”, JST ワークショップ「生命科学における制御」, 2002.
- Koichiro Deguchi: “A Theory of Negative Shapes : Revisited (招待講演)”, Mathematical Aspects of Image Processing and Computer Vision 2003, 2003.



図 7: 人物追跡の結果. 白色の楕円により追跡している. 左列: 平均値シフト法による人物追跡の結果. 右列: 本手法による人物追跡の結果. 各行は画像系列を示す (上からフレーム番号 68,80,93,107,118,135) .