

УДК 621.396:969.1

Е.П. Ворошила, Е.П. Ворошил, В.И. Тисленко

## Алгоритмы сопровождения подвижных объектов\*

Представлены обзор и сравнительный анализ существующих подходов к решению задачи оценки координат движущихся целей при наличии ложных отметок, выполненный по современным литературным источникам.

**Ключевые слова:** вторичная обработка, распределение наблюдений, фильтрация, сопровождение, оценка координат.

### Введение

На практике часто возникает задача определения параметров движения объектов по локационным измерениям наземных, воздушных и космических систем. Появление ложных отсчетов, исчезновение на некоторых тактах целевых отсчетов и погрешности измерений являются факторами, влияющими на качество проведения траекторной (вторичной) обработки. Проблема сопровождения целей при наличии помех активно обсуждается в литературе [1–16]. При сопровождении одного или нескольких объектов в условиях высокого уровня ложных тревог, в дополнение к традиционной задаче фильтрации, возникает задача распределения отметок (селекция). Процесс распределения предполагает принятие решения о принадлежности отметки к классу ложных или к классу порождённых той или иной целью. Алгоритм сопровождения реализует два основных этапа:

1. Распределение отметок – каждая отметка привязывается к той или иной цели либо считается ложной.
2. Фильтрация – формирование оценок параметров траектории цели по отметкам, которые были к ней привязаны.

### Распределение наблюдений

Следуя [1], рассмотрим задачу синтеза оптимального алгоритма распределения отметок на основе байесовой теории фильтрации в условиях, когда наблюдается одна цель. При этом возможно появление произвольного числа отметок неопределённого происхождения (ложных). Потенциальными источниками ложных тревог могут быть мешающие отражения (от земной поверхности, морской поверхности, атмосферных образований), радиопомехи от собственных средств и сигналы средств противника.

На каждом такте в блок вторичной обработки (ВО) поступает совокупность отметок, которые попадают в выбранный строб селекции, построенный вокруг экстраполированного положения цели. Под тактом понимается интервал времени между двумя соседними моментами срабатывания алгоритма обработки. Введём следующие обозначения:  $Z_k = \{z_{k,i}; i=1,2,\dots,m_k\}$  – совокупность  $m_k$  отметок, поступивших на  $k$ -м такте;  $Z^k = \{Z_j; j=1,2,\dots,k\}$  – совокупность всех отметок, поступивших с 1 по  $k$ -й такт. Количество траекторий, которое можно провести по этим отметкам, определяется выражением  $L_k = \prod_{j=1}^k (1 + m_j)$  (рис. 1). Обозначим отдельно взятую траекторию  $\theta^{k,l}; l=1,\dots,L_k$ .

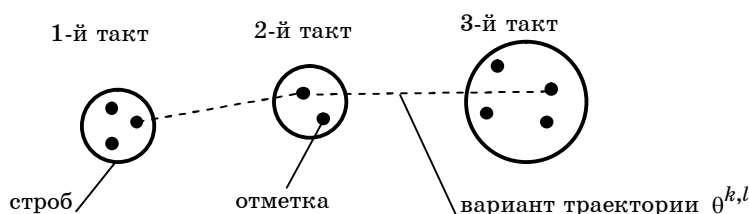


Рис. 1. Вариант построения траектории движения цели

\* Статья написана в рамках реализации ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы (Государственный контракт № 02.740.11.0183).

Рассмотрим событие  $\chi^{k,l}$ , состоящее в появлении траектории  $\theta^{k,l}$ , и обозначим его апостериорную вероятность  $\beta^{k,l} = P(\chi^{k,l} / \mathbf{Z}^k)$ . Оптимальный фильтр сопровождения должен формировать оценку условного среднего состояния цели  $\hat{\mathbf{x}}_k$  в момент времени  $k$ :

$$\hat{\mathbf{x}}_k = E\{\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^k\} = \sum_{l=1}^{L_k} \beta^{k,l} E\{\mathbf{x}_k / \chi^{k,l}, \mathbf{Z}^k\} = \sum_{l=1}^{L_k} \beta^{k,l} \cdot \hat{\mathbf{x}}_k^l. \quad (1)$$

Из (1) следует, что оптимальная оценка является линейной комбинацией всех частных оценок  $\hat{\mathbf{x}}_k^l$ , которые формируются по различным вариантам траекторий  $\theta^{k,l}$ . Весовой коэффициент  $\beta^{k,l}$  полагается равным достоверности  $l$ -й траектории. При этом учитываются также вероятности, что ни одна из отметок на  $j$ -м такте не порождена целью (все являются ложными). Вероятности  $\beta^{k,l}$  могут быть определены с помощью байесовского правила [1]. Частная оценка формируется выбранным алгоритмом фильтрации.

С увеличением времени наблюдения объём памяти и вычислительные затраты оптимального подхода неограниченно возрастают. Преодолеть эти трудности можно, если использовать субоптимальные алгоритмы – с упрощенной структурой. Подходы к построению физически реализуемого фильтра [4–16], работающего в реальном масштабе времени, можно разделить на две группы: байесовские и небайесовские. Первая группа [4–6, 10] основана на различных упрощениях уравнения (1), а вторая – на использовании функции правдоподобия [14]. Существуют также алгоритмы, использующие теорию нечётких множеств и нейросетей [11, 12].

#### Фильтрация

Обширный класс практических задач обработки информации допускает введение модели состояния цели и наблюдаемых сигналов в следующем виде:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_k, \quad (2)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k, \quad (3)$$

где  $\mathbf{v}(k)$  и  $\mathbf{w}(k)$  – случайные векторные шумовые гауссовские последовательности, не коррелированные между собой и во времени.

Известно [1], что оптимальные байесовские оценки при симметричной и неубывающей функции потерь определены в виде функционалов, вычисление которых требует знания апостериорной плотности распределения вероятностей (АПРВ) оцениваемого параметра на текущем временном шаге при наблюдениях  $\mathbf{Z}^k$ . Классические байесовские оценки сводятся к вычислению среднего, моды и медианы АПРВ. Таким образом, в общем случае решение задачи фильтрации предполагает формирование в устройстве обработки функции  $p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^k)$ , которое содержит исчерпывающую информацию о текущем состоянии цели. Марковское свойство случайного вектора  $\mathbf{x}_k$  при наблюдениях (3) позволяет определить рекурсивную процедуру формирования АПРВ, которая состоит из следующих чередующихся шагов:

- 1) предсказание апостериорной функции распределения:

$$p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k / \mathbf{x}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{k-1} / \mathbf{Z}^{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}; \quad (4)$$

- 2) обновление апостериорной функции распределения:

$$p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^k) = \frac{p(z_k / \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^{k-1})}{\int p(z_k / \mathbf{x}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{k-1} / \mathbf{Z}^{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}}. \quad (5)$$

Если модели (2) и (3) линейны, а шум белый гауссов, то апостериорное распределение  $p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^k)$  нормальное и рекурсия (4)–(5) представляет собой широко известный фильтр Калмана, который оперирует с математическим ожиданием и дисперсией этого распределения. В общем случае рекурсия (4)–(5) не имеет замкнутого представления. Поэтому применяются различные приближения, которые различаются способом аппроксимации АПРВ. Среди них можно отметить следующие:

- Расширенный фильтр Калмана (*Extended Kalman Filter – EKF*) – фильтр, в котором векторные функции  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  и  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  на каждом такте в точке предсказанного значения

вектора состояния  $\mathbf{x}_{k/k-1}$  раскладываются в ряд Тейлора с сохранением линейных членов [1]. Эффективен при одномодовой АПРВ.

• **Фильтр гауссовских сумм (Gaussian Sum Filter – GSF)** – апостериорное распределение аппроксимируется линейной комбинацией гауссовских:

$$p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^k) = \sum_{i=1}^n \alpha_{k,i} \cdot N(\mathbf{x}_k - \mathbf{a}_{k,i}, P_{k,i}) \cdot p(z_k - h(\mathbf{x}_k)),$$

где  $\alpha_{k,i}$  – весовые коэффициенты;  $\mathbf{a}_{k,i}$ ,  $P_{k,i}$  – параметры нормального распределения  $i$ -й компоненты смеси;  $p(z_k - h(\mathbf{x}_k))$  – плотность распределения невязки наблюдений. Данная аппроксимация используется при многомодовой АПРВ.

• **Фильтр частиц (Particle Filter – PF)** – основан на численном методе расчета интегралов рекурсии (4)–(5). На каждом такте апостериорное распределение аппроксимируется взвешенной суммой частиц  $\mathbf{x}_k^{(p)}$  на множестве возможных состояний:

$$p(\mathbf{x}_k / \mathbf{Z}^k) \approx \sum_{p=1}^{N_{part}} \omega_k^{(p)} \cdot \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{(p)}), \text{ где } \delta - \text{дельта-функция, } \omega_k^{(p)} - \text{вес частицы, } N_{part} - \text{ко-}$$

личество частиц. Этот подход используется в случае высокой степени нелинейности задачи фильтрации и (или) негауссовых шумов.

На рис. 2 графически показана аппроксимация этими методами.

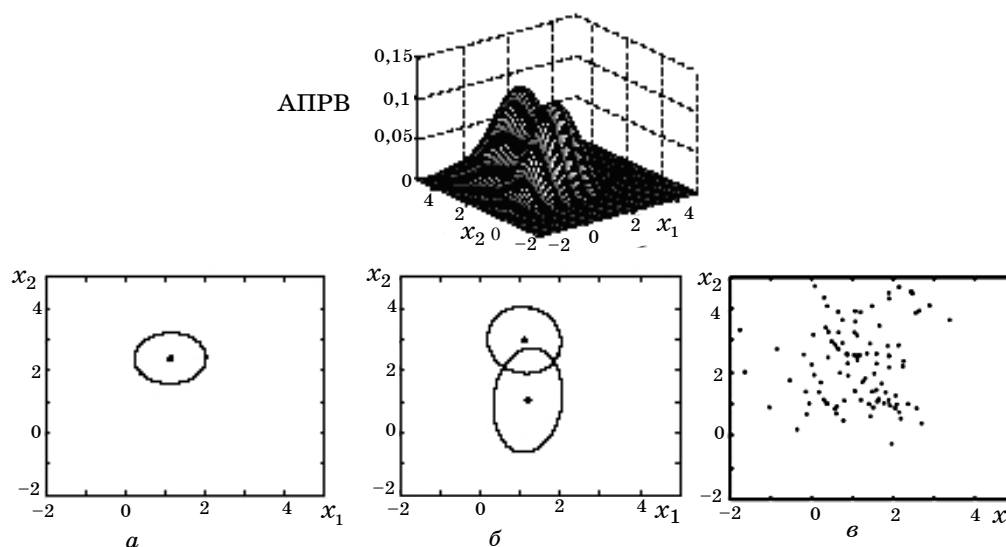


Рис. 2. Аппроксимация двумерного апостериорного распределения:  
а – расширенным ФК; б – фильтром гауссовских сумм; в – фильтром частиц

Далее рассмотрены наиболее популярные алгоритмы сопровождения, которые реализуют как функцию распределения наблюдений, так и фильтрации.

#### Алгоритм вероятностного объединения данных

Алгоритм вероятностного объединения данных (*Probabilistic Data Association – PDA*) является субоптимальным байесовским подходом к решению задачи оценки координат целей при наличии ложных отметок [3]. В отличие от оптимального подхода к распределению отметок, здесь анализируются данные только текущего такта. Рекурсивно по оценке состояния на предыдущем такте и каждому из  $m(k)$  наблюдений, поступивших на текущем такте, формируется частная оценка с помощью алгоритма фильтра Калмана.

Итоговая оценка представляет собой взвешенную сумму частных оценок  $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^{m(k)} \beta_i \hat{\mathbf{x}}_k^i$ .

Веса  $\beta_i$  соответствуют вероятности того, что данное наблюдение действительно порождено целью. Обработка информации выполняется по мере поступления наблюдений, т.е. в режиме реального времени. Алгоритм синтезирован в следующих предположениях: количество целей известно и постоянно; на каждом такте от каждой цели поступает не бо-

лее одной отметки; модель состояния и наблюдений линейна; ложные отметки распределены равномерно в стробе селекции, а их количество подчинено пуассоновскому закону распределения.

Если реальная функция плотности распределения многомодальна, то алгоритм пропускает часть информации и его характеристики значительно ухудшаются. Важным недостатком алгоритма является экспоненциальный рост вычислительных затрат при увеличении количества ложных отметок. На основе подхода PDA построено большое число модифицированных алгоритмов [5–7].

#### Вероятностный многогипотезный алгоритм

В вероятностном многогипотезном алгоритме (*Probabilistic Multi-Hypothesis Tracker – PMHT*) оценка формируется по максимуму апостериорного распределения  $P(\mathbf{x}/\mathbf{Z})$ . Поиск максимума выполняется с помощью итеративного алгоритма максимизации ожидания [10]. В большинстве алгоритмов ВО считается, что от каждой цели на текущем такте обработки поступает не более одной отметки. На практике это условие может не выполняться. Алгоритм PMHT синтезирован при условии, что на каждом такте количество отметок, порождённых целью, неограничено. Это упрощает процесс распределения данных и уменьшает объём вычислений. В остальном алгоритм PMHT синтезирован при тех же предположениях, что и PDA. Следует отметить, что обработка данных в алгоритме PMHT выполняется не в режиме реального времени, а после поступления всех наблюдений и состоит из следующих этапов:

1. На каждом временном такте  $k = 1 \dots T$  для каждого  $r$ -го наблюдения, попавшего в строб селекции, рассчитывается апостериорная вероятность того, что оно порождено целью:  $\omega_r^n(k) = N\{\mathbf{z}_r(k); \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}^n, \mathbf{R}^n(k)\}$ . Здесь  $n$  – номер итерации;  $\hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}^n$  – предсказанное значение наблюдения на текущий такт;  $\mathbf{R}^n(k)$  – ковариационная матрица невязки наблюдений.

2. С учётом весовых коэффициентов  $\omega_r^n(k)$  на каждом такте по всем наблюдениям, попавшим в строб, формируется одно «искусственное»:  $\tilde{\mathbf{z}}(k) \equiv \sum_{r=1}^{m(k)} \omega_r^n(k) \mathbf{z}_r(k)$ .

3. По «искусственным» наблюдениям (на каждом такте оно одно) с помощью фильтра Калмана рекурсивно формируются оценки на последующих тактах.

4. Проводится процедура сглаживания в обратном направлении. При этом оценка на последнем такте уточняет оценку на предыдущем и т.д.

5. Пункты 1–3 итеративно повторяются до тех пор, пока разница между оценкой состояния на текущей итерации и предыдущей не станет ниже некоторого порогового значения.

6. Отметим недостатки представленного алгоритма. В отличие от фильтра вероятностного объединения данных, здесь нет адаптивного механизма регулирования размера и формы строба селекции. Если в строб попадает несколько отметок, то в PDA восприимчивость к каждому из них уменьшается. И такое поведение является адекватным, поскольку наличие большого числа отметок подсказывает, что среди них есть ложные. В алгоритме PMHT, наоборот, «искусственное наблюдение» в этом случае будет иметь больший вес.

Среди достоинств алгоритма PMHT следует отметить, что объём вычислений линейно растёт с числом целей. По точностным характеристикам вероятностный многогипотезный алгоритм уступает алгоритму вероятностного объединения данных. Однако при нелинейной задаче фильтрации алгоритм PMHT может дать выигрыш. Это связано с тем, что будет итеративно уточняться точка линеаризации расширенного фильтра Калмана.

#### Многогипотезный алгоритм

Многогипотезный алгоритм (*Multi-Hypothesis Tracker – MHT*) – субоптимальный подход, основанный не на байесовском методе, а на методе максимального правдоподобия [14]. При попадании нескольких отметок в строб селекции траектория разветвляется по каждой из них. При этом рассматриваются следующие варианты: а) отметка порождена одной из обнаруженных целей; б) отметка порождена новой целью; в) отметка является ложной. Всем вариантам траекторий  $\theta_i$  присваивается вес, равный соответствующей функции правдоподобия:

$$p(\mathbf{z}_k/\theta_i) = c \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{v}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_k\right\},$$

где  $\mathbf{Z}_k$  – текущее наблюдение при некоем варианте траектории  $\theta_i$ ;  $c$  – нормирующий коэффициент;  $v_k$  – обновляющая последовательность, вычисляемая по рассогласованию текущего наблюдения с предсказанным;  $\mathbf{S}_k$  – ковариационная матрица обновляющей последовательности.

В подходах с ветвящимися траекториями необходимо оценивать правдоподобие всей траектории, т.е. последовательности отметок. Поскольку  $v_k$  представляет собой белый гауссовский процесс, то эта операция может быть выполнена вычислением произведения функции правдоподобия каждой отметки. В целях ограничения вычислительных затрат траектории, правдоподобие которых не превышает заданного порога, отбрасываются.

Алгоритм синтезирован при тех же предположениях, что и *PDA*. По точностным характеристикам он близок к оптимальному и эффективнее *PDA*. Но при этом требует значительно больших вычислительных затрат.

#### Алгоритм объединения данных с использованием вейвлет-преобразования

Большинство алгоритмов ВО (*PDA*, *MHT*, *PMHT* и др.) синтезированы при условии, что распределение ложных отметок равномерное. В реальных системах оно не всегда выполняется. Поэтому характеристики таких алгоритмов ухудшаются в сложной помеховой обстановке. В 2005 г. был предложен новый алгоритм объединения данных, использующий вейвлет-преобразование (*Multi-Space Data Association – MSDA*) [15]. Он, как и метод ближайшего соседа, не требует знаний об окружающей среде (плотности помех, вероятности правильного обнаружения и т.п.). В алгоритме *MSDA* на нескольких тактах выбирается наблюдение, ближайшее к предсказанному. По этим наблюдениям с помощью вейвлет-преобразования формируется единый образ  $\mathbf{Z}^p$ . Он используется для обновления оценки состояния цели на текущем такте с помощью алгоритма фильтрации Калмана. Таким образом, в процессе распределения отметок и формирования оценки используется не одно наблюдение, а их последовательность на нескольких тактах. Это увеличивает точностные характеристики алгоритма по сравнению с методом ближайшего соседа. Кроме того, уменьшаются вычислительные затраты по сравнению с *PDA* и *MHT*, т.к. не все измерения (а только ближайшие «соседи») текущего такта участвуют в обновлении состояния цели. Моделирование алгоритма *MSDA* показало, что его точностные характеристики лучше, чем у *PDA*, а вычислительные затраты значительно меньше.

#### Заключение

В статье представлен обзор наиболее популярных методов сопровождения целей при наличии ложных отметок. На данный момент теория сопровождения подвижных целей достаточно развита. Выбор того или иного алгоритма траекторной обработки зависит от радиолокационной обстановки (тип движения объектов и их количество, интенсивность ложных отметок, степень нелинейности задачи фильтрации и т.п.), требований к его точностным характеристикам и вычислительным затратам. Следует отметить, что большинство алгоритмов сопровождения синтезировано для работы с воздушными объектами. Сейчас всё большее внимание уделяется методам оценки координат наземных целей. Эта задача подразумевает функционирование систем местоопределения в более сложных условиях: интенсивной помеховой обстановке, высокой плотности целей, маневренности подвижных объектов и пр. Её решение требует дополнительных исследований.

#### Литература

1. Фари́на А. Цифровая обработка радиолокационной информации. Сопровождение целей: Пер. с англ. / А. Фари́на, Ф. Студер. – М.: Радио и связь, 1993. – 319 с.
2. Теория оценивания и ее применение в связи и управлении: Пер. с англ. / Э. Сейдж, Дж. Мелс; Ред. Б.Р. Левин. – М.: Связь, 1976. – 495 с.
3. Информационные технологии в радиотехнических системах: учеб. пособие / И.Б. Фёдоров. – М.: Изд-во МГТУ имени Н.Э. Баумана, 2004. – 764 с.
4. Kirubaraian T. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter / T. Kirubaraian, Y. Bar-Shalom // Proc. IEEE. – 2004. – Vol. 92, № 3. – P. 536–557.
5. Lee M.S. New multi-target data association using OSJPDA algorithm for automotive radar / M.S. Lee, Y.H. Kim // IEICE Trans. Electron. – 2001. – Vol. E84, № 8. – P. 1077–1082.
6. Roecker J.A. Suboptimal joint probabilistic data association / J.A. Roecker, G.L. Phillis // IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems. – 1993. – Vol. 29, № 2. – P. 510–516.

7. Musicki D. Joint integrated probabilistic data association – JIPDA / D. Musicki, R. Evams // Information fusion: The Fifth International Conference. – Melbourne, 2002. – Vol. 1. – P. 1120–1150.
8. Bar-Shalom Y. Tracking methods in a multitarget environment // IEEE Trans. Automatic Control. – 1978. – Vol. AC-23, № 4. – P. 618–626.
9. Pulford G.W. Taxonomy of multiple target tracking methods // IEE Proc. Radar, Sonar and Navigation. – 2005. – Vol. 152, № 5. – P. 291–303.
10. Efe M. Probabilistic multi-hypothesis tracker: addressing some issues / M. Efe, Y. Ruan, P. Willett // IEEProc. Radar, Sonar and Navigation. – 2005. – Vol. 151, № 4. – P. 189–196.
11. Chin L. Application of neural networks in data fusion // Intelligent Control and Instrumentation: Singapore International Conference. – Singapore, 1992. – Vol. 2. – P. 1103–1107.
12. Ching I.P. Neuro-fuzzy techniques for airborne target tracking / I.P. Ching, L. Yongzhi // Knowledge-based Intelligent Electronic Systems: Second International Conference. – Singapore, 1998. – Vol. 2. – P. 251–257.
13. Chong C.Y. Ground target tracking – a historical perspective / C.Y. Chong, D. Garren, T.P. Grayson // Proc. IEEEProc. Aerospace. – 2000. – Vol. 3. – P. 433–448.
14. Reid D.B. An algorithm for tracking multiple targets // IEEE Trans. Automatic Control. – 1979. – Vol. AC-24, № 6. – P. 843–854.
15. Tian H-W. A multi-space data association algorithm for target tracking systems [Интернет] / H-W. Tian, Z-L. Jing. – Режим доступа: <http://adsabs.harvard.edu/abs/2007CNSNS..12..608T>, свободный.
16. Qin Z. Interacting multiple model particle-type filtering approaches to ground target tracking [Интернет] / Z. Qin, X. Li, J. Chen. – Режим доступа: [www.academypublisher.com/jcp/vol03/no07/jcp03072330.pdf](http://www.academypublisher.com/jcp/vol03/no07/jcp03072330.pdf), свободный.

---

**Ворошилина Елена Павловна**

Аспирант каф. радиотехнических систем  
Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники  
Тел.: 8-923-408-46-71 (для ред.)  
Эл. почта: Raliens@kvadro.net

**Ворошилин Евгений Павлович**

Старший преподаватель каф. радиотехнических систем  
Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники  
Тел.: 8-923-421-19-56 (для ред.)  
Эл. почта: ver2007@kvadro.net

**Тисленко Владимир Ильич**

Канд. техн. наук, доцент каф. радиотехнических систем  
Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники  
Тел.: (3822) 41-38-89, 8-913-802-61-41 (для ред.)  
Эл. почта: wolar1491@yandex.ru

E.P. Voroshilina, E.P. Voroshilin, V.I. Tislenko

**Target tracking methods**

The article presents modern overview of target tracking algorithms in clutter environment.

**Keywords:** secondary treatment, data association, filtration, tracking, target position estimation.