

## **РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИНТЕГРАЦИИ ИНФОРМАЦИИ В РАСПРЕДЕЛЕННОЙ МОРСКОЙ СИСТЕМЕ НАБЛЮДЕНИЯ**

*В статье рассматривается задача слежения за маневрирующим объектом распределённой морской системой наблюдения (PMCH), предполагающая интеграцию больших объемов разнохарактерной информации. Главное предназначение таких систем состоит в обеспечении условий навигации, мониторинге обстановки, спасении жизни людей в различных ситуациях. PMCH можно рассматривать как распределённую компьютерную систему, включающую набор сервисных подсистем для различных групп и уровней пользователей. Такая система высокого уровня базируется на данных ряда существующих морских информационных систем (AIS, ECDIS, OPTIMARE, GMDSS). Важнейшую проблему при разработке таких систем представляют вопросы интеграции информации, поступающей в различной форме от различных источников, и вопросы учета ограничений типа неравенств, отражающих особенности акватории. При этом даже при наличии больших объемов входных данных серьезные сложности для алгоритмов слежения вызывают глухие участки в последовательностях наблюдений продолжительностью от минут до часов. Аналитические решения здесь возможны только в узком классе моделей эволюции, измерений и экзогенной информации.*

*В работе рассмотрены подходы к слиянию информации от различных источников при оценивании координат и параметров движения подвижного объекта в системе виртуальных сценариев его поведения. Предложены новые конструкции фильтров, основанные на возможностях выборочного представления апостериорной плотности распределения оценки. Предлагается общий сценарный подход для последовательного анализа ситуационных гипотез, основанный на синтезе аналитической техники и процедур компьютерного моделирования. На выходе фильтра на каждом шаге появляется векторная выборка, интерпретируемая как выборка из апостериорного распределения, которой можно распорядиться различными способами. Например, апостериорная вероятность попадания в некоторую зону может оцениваться как доля выборочных значений, попавших в эту зону, точечная оценка — как одна из характеристик центра и т. д.*

*Ключевые слова: слежение за маневрирующим объектом, слияние данных, пропуски в данных, распределённая система наблюдения, интеллектуальные геоинформационные системы.*

### **Введение**

Основной целью распределённой морской системы наблюдения (PMCH) является обеспечение навигационной поддержки, поддержки спасательных операций и мониторинг обстановки в различных акваториях и в открытом море. PMCH можно рассматривать как разнородную распределённую компьютерную систему, основанную на интеграции данных спутниковых и морских подсистем (AIS, ECDIS, OPTIMARE, GMDSS) и обеспечивающую ряд сервисных функций как на глобальном уровне, так и на уровне корабля, акватории, региона. Важнейшую проблему при разработке таких систем представляют вопросы интеграции информации, поступающей от различных источников, и вопросы учета ограничений типа неравенств, отражающих особенности акватории. Данные аспекты рассмотрены, например, в монографии Я. И. Ивакина [1].

В настоящей работе для задач этого класса предлагается общий подход последовательного анализа ситуационных гипотез (сценариев), основанный на синтезе аналитической техники и процедур компьютерного моделирования.

### **Постановка задачи интеграции информации в PMCH**

В регионе функционируют PMCH, включающая  $N$  источников информации и орган управления. В качестве источников информации об обстановке используются:

- распределенные в пространстве средства мониторинга (подвижные и неподвижные), которые имеют различные возможности по регистрации объектов мониторинга, измерения их координат и параметров движения, а также по интенсивности выдачи информации в орган управления;
- другие распределенные системы наблюдения, данные от которых поступают дискретно в интегрированном виде.

Данные от  $i$ -го средства мониторинга или  $k$ -й распределенной системы ( $i \in N, k \in N$ ) после обработки передаются на орган управления РМСН в виде дискретных сообщений, каждое из которых относится к одному,  $j$ -му объекту ( $j = 1, \dots, M$ ;  $M$  — количество объектов, действующих в районе функционирования системы). Каждое сообщение можно представить в виде вектора

$$C_{ij} = [i \ j \ K_{ij} \ \varphi_{ij} \ \lambda_{ij} \ h_{ij} \ k_{ij} \ v_{ij} \ P_{ij} \ t_{ij}], \quad (1)$$

где  $i$  — номер источника информации;  $j$  — номер объекта, присвоенный  $i$ -м источником информации;  $K_{ij}$  — класс объекта мониторинга;  $\varphi_{ij}$  — широта местоположения объекта;  $\lambda_{ij}$  — долгота местоположения объекта;  $h_{ij}$  — высота (глубина) нахождения объекта;  $k_{ij}$  — курс объекта;  $v_{ij}$  — скорость объекта;  $P_{ij}$  — другие признаки объекта, которые могут выдаваться средством мониторинга, например признак новизны, признак маневра объекта, признак потери объекта и т. д.;  $t_{ij}$  — время получения информации (может отличаться от времени получения сообщения).

Для всех  $i, j$  известны ковариационные матрицы, описывающие неопределенность оценки координат  $j$ -го объекта  $i$ -м источником:

$$\Psi_{ij} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & K_{xy} \\ K_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  — дисперсии оценок местоположения объекта по осям  $x$  и  $y$  соответственно;  $K_{xy}$  — ковариации этих оценок.

Орган управления системой мониторинга располагает дополнительными сведениями, характеризующими обстановку в районе и влияющими на процесс обработки информации:

- о местах расположения элементов системы мониторинга;
- о характеристиках средств мониторинга (дальность обнаружения объектов различных классов, разрешающая способность, мертвые зоны и т. п.);
- об инфраструктуре района (фарватеры, судоходные пути, навигационное оборудование и т. п.);
- о гидрометеорологической обстановке;
- о ледовой обстановке;
- о промысловой обстановке.

Эти дополнительные сведения позволяют выдвигать ситуационные гипотезы, которые формализуются в виде экзогенных байесовских распределений, формируемых последовательно по мере поступления сообщений.

Задачами интеграции информации от различных средств мониторинга и других распределенных систем в РМСН являются:

- а) расчет и построение областей возможного местоположения объектов мониторинга;
- б) экстраполяция местоположения выделенного объекта на определенный момент времени;
- в) отождествление и отображение трасс объектов, сопровождаемых элементами системы наблюдения.

### Рекурсивное байесовское оценивание в рестриктивной постановке

Задача трассового анализа, поставленная в [1], представляет собой один из вариантов задачи рекурсивного нелинейного оценивания, описанной в [2]; наиболее распространенным подходом в ней является использование расширенного фильтра Калмана. Проблема подвергается линеаризации в окрестности прогнозного значения, и искомая плотность аппроксимируется гауссовой плотностью, что может не соответствовать реальной структуре данных и, в частности, приводить

к расходимости. Другие аналитические подходы основаны на аппроксимации первых двух моментов плотности и рассмотрены, например, в [3], [4]. Более прямой, численный подход, использованный в [5], основан на оценке плотности в узлах решетки в пространстве состояний, при этом в многомерном пространстве приходится производить расчеты для слишком большого числа узлов, что требует значительных вычислительных мощностей для каждого узла.

Предполагается, что вектор состояния  $x_k \in R^n$  эволюционирует в соответствии с моделью динамики

$$x_{k+1} = f_k(x_k, w_k), \quad (3)$$

где  $f_k: R^n \times R^m \rightarrow R^n$  — переходная функция системы, а  $w_k \in R^m$  — последовательность погрешностей с нулевым средним, независимая от прошлых и будущих значений вектора состояний. Вероятностная плотность  $w_k$  предполагается известной. В условиях дискретного времени имеются измерения  $y_k \in R^p$ , связанные со значениями вектора состояний уравнением наблюдений

$$y_k = h_k(x_k, v_k),$$

где  $h_k: R^n \times R^r \rightarrow R^p$  — переходная функция измерений, а  $v_k \in R^r$  — другая последовательность с нулевым средним и известной вероятностной плотностью, независимая от прошлых и будущих состояний и шума системы. Предполагаются известными начальная плотность вектора состояний и функции  $f_i, h_i, i = 1, \dots, k$ .

Экзогенная информация, основанная на текущей тактической ситуационной гипотезе, в большинстве случаев формализуется как равномерное распределение в некотором многоугольнике  $U_k$ , независимое от прошлых и будущих состояний и шума системы. Соответствующую плотность обозначим  $u_k(x_k)$ .

Таким образом, на шаге  $k$  доступная информация представлена в виде последовательности измерений  $\{y_i\}$  и экзогенной плотности  $u_k(x_k)$ :  $D_k = \{y_i, i = 1, \dots, k, u_k(x_k)\}$ . Задача состоит в получении оценок плотности вектора состояний  $p(x_k | D_k)$ , основанной на всей информации, доступной к моменту  $k$ . Этот процесс осуществляется рекуррентно в две стадии: прогноз и обновление.

Предположим, что искомая плотность  $p(x_{k-1} | D_{k-1})$  на шаге  $k-1$  уже получена. Тогда, используя модель динамики системы, можно получить априорную плотность в виде

$$p(x_k | D_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | D_{k-1}) dx_{k-1}.$$

Вероятностная модель эволюции вектора состояний  $p(x_k | x_{k-1})$  является марковской и определяется системой уравнений

$$p(x_k | x_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}, w_{k-1}) p(w_{k-1} | x_{k-1}) dw_{k-1}.$$

В силу предположения  $p(w_{k-1} | x_{k-1}) = p(w_{k-1})$ , имеем

$$p(x_k | x_{k-1}) = \int \delta(x_{k-1} - f_{k-1}(x_{k-1}, w_{k-1})) p(w_{k-1}) dw_{k-1},$$

где  $\delta(\cdot)$  — дельта-функция Дирака. Дельта-функция возникает при условии, если  $x_{k-1}$  и  $w_{k-1}$  неизвестны, то оценка  $x_k$  получается из детерминированного соотношения (3). На шаге  $k$  становятся доступными измерение  $y_k$  и экзогенное распределение  $u_k(x_k)$ , которые используются для обновления априорного распределения вектора состояний на основе байесовского правила

$$p(x_k | D_k) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | D_{k-1}) u_k(x_k)}{p(y_k | D_k)}, \quad (4)$$

где нормализующий множитель определяется соотношением

$$p(y_k | D_k) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | D_{k-1}) u_k(x_k) dx_k. \quad (5)$$

Условная плотность  $y_k$  при данных  $x_k$ ,  $p(y_k | x_k)$  определяется моделью измерений и известным распределением статистики  $v_k$ :

$$p(y_k | x_k) = \int \delta(y_k - h_k(x_k, v_k)) p(v_k) dv_k. \quad (6)$$

В уравнении (4) измерение  $y_k$  и плотность  $u_k$  используются для коррекции прогноза предыдущего шага и получения апостериорного распределения вектора состояний.

Уравнения (4) и (6) дают формальное решение задачи рекуррентного байесовского оценивания. Аналитическое решение здесь возможно только в узком классе моделей эволюции, измерений и экзогенной информации. Наиболее важным является случай, когда  $f_k$  и  $h_k$  линейны,  $w_k$  и  $v_k$  представляют собой аддитивные гауссовы шумы с известными ковариационными матрицами, а плотности  $u_k$  являются гауссовыми, хотя для многих приложений эти постановки оказываются неадекватными.

### Рестриктивный байесов бутстрэп-фильтр

Предположим, что имеется набор независимых реализаций случайного вектора

$$\{x_{k-1}(i), i = 1, \dots, N\},$$

подчиняющихся распределению  $p(x_{k-1} | D_{k-1})$ . Бутстрэп-фильтр, основанный на подходе, предложенном в [6], [7], представляет собой алгоритм, позволяющий получать на их основе набор независимых реализаций  $\{x_k(i), i = 1, \dots, N\}$ , приближенно подчиняющихся распределению  $p(x_k | D_k)$ . Такой фильтр представляет собой механизм, приближенно эмулирующий соотношения (3) – (4).

*Прогноз:* каждая выборочная реализация преобразуется по формуле

$$x_k^*(i) = f_k(x_{k-1}(i), w_{k-1}(i)), i = 1, \dots, N,$$

где  $w_{k-1}(i)$  — выборочные реализации случайного вектора с распределением  $p(w_{k-1})$ .

Таким образом, в соответствии с уравнениями (4) – (6),  $x_k^*(i)$  — векторная выборка, соответствующая распределению  $p(x_k | D_{k-1})$ .

*Обновление:* на основе измерения  $y_k$  строим функцию правдоподобия и получаем весовые коэффициенты для каждой реализации:

$$q_i = \frac{p(y_k | x_k^*(i)) \cdot u_k(x_k^*(i))}{\sum_{j=1}^N p(y_k | x_k^*(j)) \cdot u_k(x_k^*(j))}. \quad (7)$$

Так определяется дискретное распределение на множестве точек  $\{x_k^*(i), i = 1, \dots, N\}$  с вероятностной массой  $q_i$  в  $i$ -й точке. Один из промежуточных этапов эволюции множества точек  $\{x_k^*\}$  приведен на рис. 1.

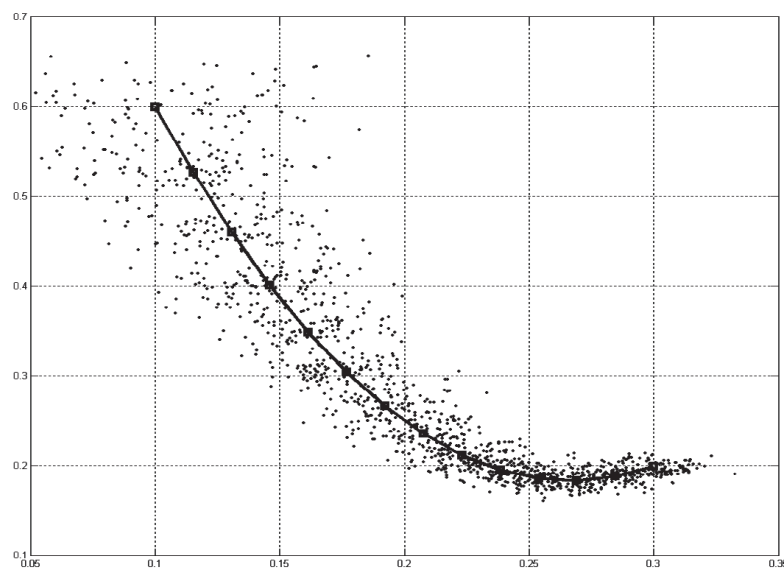


Рис. 1. Пример: траектория маневрирующего объекта и ее бутстрэп-оценка

Построим  $N$  случайных реализаций из этого дискретного распределения и сгенерируем выборку  $\{x_k(i), i = 1, \dots, N\}$  так, что для любых  $i, j$

$$P\{x_k(i) = x_k^*(i)\} = q_i.$$

Эти процедуры прогноза и обновления составляют один  $k$ -й шаг итерации. На первом шаге процесс инициализируется  $N$  реализациями случайного вектора с известным распределением  $p(x_1)$ .

Пример эволюции такой последовательности распределений приведен на рис. 2, при этом для наглядности представлены их гауссовы аппроксимации.

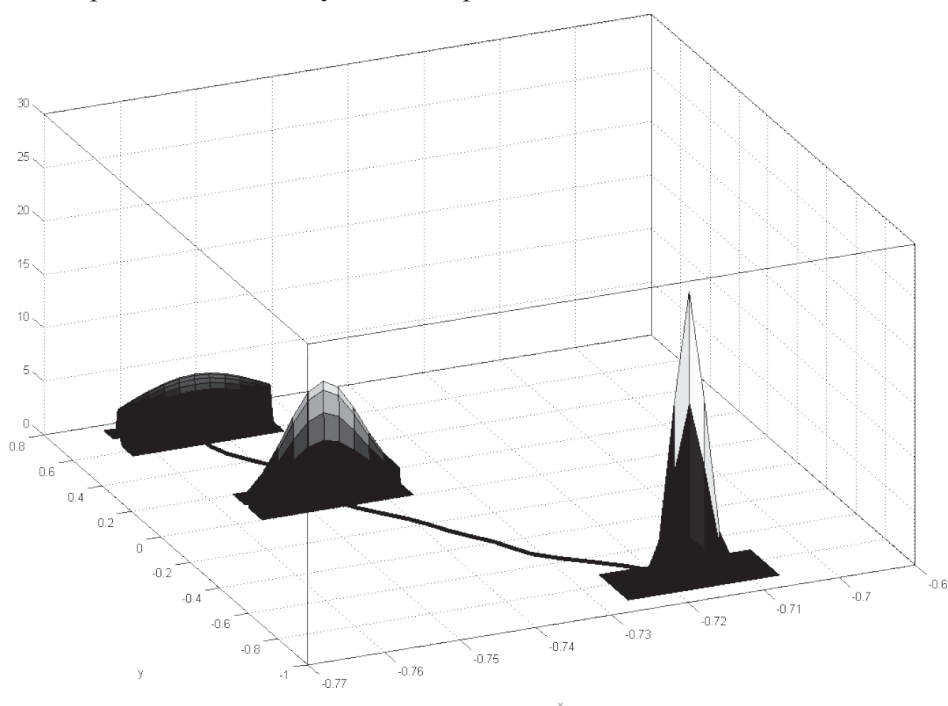


Рис. 2. Эволюция апостериорной плотности параметров положения (гауссовы аппроксимации)

Процедура обновления основана на результате работы Смита и Гельфанда [8]. В ней доказано, что формула Байеса в терминологии работ [6], [7] может трактоваться как взвешенный бутстрэп. Предположим, что набор  $\{x_k^*(i)\}$  получен как случайная выборка из непрерывного распределения с плотностью  $G(x)$ , а требуется получить выборку из распределения с плотностью, пропорциональной  $L(x) G(x)$ , где  $L(x)$  — известная неотрицательная функция. Теорема Смита–Гельфанда утверждает, что случайная выборка из дискретного распределения, сосредоточенного в точках  $\{x_k^*(i)\}$  с вероятностными массами

$$q_i = \frac{L(x_k^*(i))}{\sum_{j=1}^N L(x_k^*(j))},$$

сходится по распределению при  $N \rightarrow \infty$  к искомой плотности. В рассматриваемом случае  $G(x)$  заменяется на  $p(x_k | D_{k-1})$ , а  $L(x)$  — на  $p(y_k | x_k) u_k(x_k)$ .

Основное преимущество рассмотренного подхода состоит в том, что он не налагает никаких ограничений на вид функций  $f_k$ ,  $h_k$  и  $u_k$ . Основные требования состоят в том, что:

- распределение  $p(x_1)$  известно и допускает моделирование на основе техники Монте-Карло;
- распределение  $p(y_k | x_k)$  известно;
- распределения  $p(w_k)$  и  $u_k(x_k)$  известны и допускают моделирование на основе техники Монте-Карло.

На выходе фильтра на каждом шаге появляется векторная выборка, которой можно распорядиться различными способами. Например, апостериорную вероятность попадания в некоторую зону можно оценить как долю выборочных значений, попавших в эту зону. Если имеются основания полагать, что апостериорное распределение унимодально, можно получить статистические характеристики каждой компоненты вектора состояний и любой функции от них.

Доказательства правомерности предлагаемого подхода основаны на асимптотических результатах, полученных в [8]. Исследовать свойства бутстрэпа для конечных выборок крайне сложно. Более того, как отмечается, например, в [2], [8], неясно соотношение между объемом выборок  $N$  и точностью получаемых результатов. На него влияют три фактора:

- размерность пространства состояний;
- степень соответствия априорного и апостериорного распределений;
- требуемое число шагов рекурсии.

Следует ожидать, что  $N$  быстро возрастает с ростом размерности задачи, причем эта скорость зависит от корреляций между компонентами. В то же время, при независимых компонентах эта скорость от размерности задачи не зависит.

Если область пространства состояний, в которой функция правдоподобия  $p(y_k|x_k)$  принимает относительно большие значения, является достаточно узкой по сравнению с такой же областью для априорной плотности  $p(x_k|D_{k-1})$ , многим значениям  $x_k^*(i)$  будут приписаны маленькие веса  $q_i$ . При этом наибольшее значение приобретут точки из первой области. В отсутствие шума системы все  $N$  векторов могут после нескольких шагов сконцентрироваться вблизи одной точки. Здесь возможна модификация базового алгоритма с увеличением числа точек, эмулируемых априорным распределением.

### Выводы

Основным преимуществом базового подхода на основе техники Монте-Карло является практически полное отсутствие ограничений на вид функций в уравнениях динамики и измерений. Наиболее ограничительное требование состоит в том, чтобы эти уравнения допускали имитационное моделирование. Недостаток данного подхода состоит в экспоненциальном росте объема вычислений. Этот недостаток в значительной степени снимается при упрощающем предположении о равномерном и прямолинейном движении объекта слежения, так что проблема сводится к плохо обусловленной задаче нелинейной регрессии, рассмотренной в работах авторов [9] – [12]. При этом на каждом шаге строится распределение виртуальных сценариев поведения объекта, используемое в качестве априорного. На выходе фильтра появляется векторная выборка, которой можно распорядиться различными способами. Например, апостериорную вероятность попадания в некоторую зону можно оценить как долю выборочных значений, попавших в эту зону.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ивакин Я. А. Методы интеллектуализации промышленных геоинформационных систем для диспетчеризации пространственных процессов / Я. А. Ивакин; под общ. ред. Р. М. Юсупова. — СПб.: СПИИРАН, 2008. — 248 с.
2. Doucet A. Sequential Monte-Carlo methods in practice / edited by A. Doucet, N. de Freitas, N. Gordon. — Springer New York, 2001. — 582 p. DOI: 10.1007/978-1-4757-3437-9.
3. Gordon N. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation / N. Gordon, D. Salmond, A. Smith // IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing. — IET, 1993. — Vol. 140. — Is. 2. — Pp. 107–113. DOI: 10.1049/ip-f-2.1993.0015.
4. Carlin B. P. A Monte Carlo approach to nonnormal and nonlinear state—space modeling / B. P. Carlin, N. G. Polson, D. S. Stoffer // Journal of the American Statistical Association. — 1992. — Vol. 87. — Is. 418. — Pp. 493–500.
5. West M. Dynamic generalized linear models and Bayesian forecasting / M. West, P. J. Harrison, H. S. Migon // Journal of the American Statistical Association. — 1985. — Vol. 80. — Is. 389. — Pp. 73–83.

6. Эфрон Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа / Б. Эфрон. — М.: Финансы и статистика, 1988. — 263 с.
7. Alspach D. Nonlinear Bayesian estimation using Gaussian sum approximation / D. Alspach, H. Sorenson // IEEE transactions on automatic control. — 1972. — Vol. 17. — Is. 4. — Pp. 439–448. DOI: 10.1109/TAC.1972.1100034.
8. Smith A. F. M. Bayesian statistics without tears: a sampling—resampling perspective / A. F. M. Smith, A. E. Gelfand // The American Statistician. — 1992. — Vol. 46. — Is. 2. — Pp. 84–88. DOI: 10.1080/00031305.1992.10475856.
9. Макшанов А. В. Слияние разноконтентной информации в задачах поиска подвижных морских объектов / А. В. Макшанов, Т. В. Попович // Информация и космос. — 2014. — № 4. — С. 70–72.
10. Макшанов А. В. Решение задачи оценивания параметров движения по данным угломерных измерений / А. В. Макшанов, Т. В. Попович // Сборник научных трудов профессорско-преподавательского состава Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — СПб.: Изд-во ГУМРФ им. адм. С. О. Макарова, 2016. — С. 214–221.
11. Макшанов А. В. Оценивание параметров движения объекта при формировании сервисов интеллектуальных геоинформационных систем / А. В. Макшанов, В. И. Поленин, Т. В. Попович // Евразийский союз ученых. — 2015. — № 5–7 (14). — С. 71–75.
12. Леонтьев Ю. Б. Полисенарный подход в траекторном анализе источников гидроакустических сигналов / Ю. Б. Леонтьев, А. В. Макшанов, Т. В. Попович // Международный научный институт «Education». — 2016. — № 1 (19). — С. 32–37.

## SOLUTION OF INFORMATION INTEGRATION PROBLEM FOR DISTRIBUTED MARITIME OBSERVATION SYSTEM (DMOS)

*The paper regards processes of maneuvering target tracking at Distributed Maritime Observation System (DMOS), that requires integration of large volume of diverse information. The main purpose of DMOS is to support favorable navigation conditions, monitoring, save life on the sea for different ships in harbors, maritime roads and open sea. DMOS can be considered as a heterogeneous distributed computer system, it includes different layers of services at different levels of abstraction: ship, harbor, and regional and global levels. Such a framework is based on several satellite and maritime information systems that nowadays favor the integration of maritime data (e.g., AIS, ECDIS, OPTIMARE, GMDSS). Central problems at elaboration of such systems are integration of information of different kind received from different sources and taking into account inequality restrictions on region peculiarities. Despite big volume of input data there are situations when there are different gaps (time delays from minutes to hours) between target observations points. Well known algorithms of target tracking do not work properly in such situations. Analytics here is available only at narrow classes of evolution, measurement and outer information models. A joined artificial techniques scenario approach for tactical situation hypothesis development is proposed.*

*Data fusion approaches at estimating the parameters of moving object in the system of virtual scenarios of its behavior are regarded. New design of filters based on sample representations of posterior distribution is elaborated. The proposed approach describes synthesis of analytical and simulation methods for hypothesis statement when there are no variants to use suitable direct analytics. The result of filtering at each stage is the vector sample regarded as a sample from posterior distribution that may be treated variously. For example, probability of achieving any domain may be estimated as percentage of sample values at this domain, point estimate – as one of mean value statistics and so on.*

*Keywords: target tracking, data fusion, data gaps, distributed maritime observation systems, intelligent GIS (IGIS).*

## REFERENCES

1. Ivakin, Ja. A. *Metody intellektualizacii promyshlennyh geoinformacionnyh sistem dlja dispetcherizacii prostranstvennyh processov*. Edited by R. M. Jusupov. SPb.: SPIIRAN, 2008.
2. Doucet, Arnaud, Nando de Freitas, and Neil Gordon, eds. *Sequential Monte-Carlo methods in practice*. Springer New York, 2001. DOI: 10.1007/978-1-4757-3437-9.
3. Gordon, Neil J., David J. Salmond, and Adrian Smith. “Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation.” *IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing*. Vol. 140. No. 2. IET, 1993. DOI: 10.1049/ip-f-2.1993.0015.

4. Carlin, Bradley P., Nicholas G. Polson, and David S. Stoffer. "A Monte Carlo approach to nonnormal and nonlinear state-space modeling." *Journal of the American Statistical Association* 87.418 (1992): 493–500.
5. West, Mike, P. Jeff Harrison, and Helio S. Migon. "Dynamic generalized linear models and Bayesian forecasting." *Journal of the American Statistical Association* 80.389 (1985): 73–83.
6. Jefron, B. *Netradicionnye metody mnogomernogo statisticheskogo analiza*. M.: Finansy i statistika, 1988.
7. Alspach, Daniel, and Harold Sorenson. "Nonlinear Bayesian estimation using Gaussian sum approximations." *IEEE transactions on automatic control* 17.4 (1972): 439–448. DOI: 10.1109/TAC.1972.1100034.
8. Smith, Adrian F. M., and Alan E. Gelfand. "Bayesian statistics without tears: a sampling–resampling perspective." *The American Statistician* 46.2 (1992): 84–88. DOI: 10.1080/00031305.1992.10475856.
9. Makshanov, A. V., and T. V. Popovich. "Slijanie raznokontentnoj informacii v zadachah poiska podvizhnyh morskikh obektov." *Informacija i kosmos* 4 (2014): 70–72.
10. Makshanov, A. V., and T. V. Popovich. "Solution of motion parameters estimation task by angular data." *Sbornik nauchnyh trudov professorsko-prepodavatelskogo sostava Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova: sb. nauch. st.* SPb.: Izd-vo GUMRF im. adm. S. O. Makarova, 2016: 214–221.
11. Makshanov, Andrey, Vladimir Polenin, and Tatyana Popovich. "Estimation of motion parameters of the object in the formation of intelligent services geoinformatic innovative systems." *Eurasian Union of Scientists* 5-7(14) (2015): 71–75.
12. Leontev, Yuri, Andrey Makshanov, and Tatiana Popovich. "Polyscenario approach at trajectory analysis of hydroacoustical signals." *Mezhdunarodnyj Nauchnyj Institut «Educatio»* 1(19) (2016): 32–37.

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Макшанов Андрей Владимирович —  
доктор технических наук, профессор.  
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени  
адмирала С. О. Макарова»  
andrey.makshanov@mail.ru  
Ли Изольда Валерьевна —  
кандидат технических наук.  
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени  
адмирала С. О. Макарова»  
liiv@gumrf.ru

#### INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Makshanov Andrey Vladimirovich —  
Dr. of Technical Sciences, professor.  
Admiral Makarov State University  
of Maritime and Inland Shipping  
andrey.makshanov@mail.ru  
Li Izolda Valerievna — PhD.  
Admiral Makarov State University  
of Maritime and Inland Shipping  
liiv@gumrf.ru

Статья поступила в редакцию 11 ноября 2016 г.

DOI: 10.21821/2309-5180-2016-8-6-235-241  
УДК 656.025.4/.6

А. А. Павлова,  
С. С. Соколов

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПОЛИНОМИАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССА ОБРАБОТКИ РЕФРИЖЕРАТОРНЫХ КОНТЕЙНЕРНЫХ ГРУЗОВ

В статье рассматривается применение полиномиальных моделей для произведения расчетов характеристик хранения и переработки рефрижераторных контейнерных грузов. Система рассматривается на примере контейнерного терминала, имеющего условно-функциональные секции с определенным коэффициентом заполнения, на который поступает нерегулярный неоднородный поток судов с результирующей интенсивностью. Техническое оборудование порта, предназначенное для импорта и экспорта, не всегда может быть готово к хранению или обработке контейнерных грузов. В связи с этим необходима разработка моделей, которые позволяют оптимизировать и уменьшить затраты на оборудование и ресурсы. При проектировании сложных систем обслуживания контейнерных терминалов разумно использо-