

УДК 004.89:004.4

В.А.Румянцев (асп., каф. ИИТ), В.П.Шкодырев, д.т.н., проф.

МЕТОДЫ ВЫСОКОТОЧНОЙ СПУТНИКОВОЙ НАВИГАЦИИ

Глобальные Навигационные Спутниковые Системы (ГНСС) становятся неотъемлемой составной частью систем навигации, экстренной помощи, систем телематики, безопасности, точного измерения времени, геодезии и картографии, а также различных сервисов, основанных на определении местоположения. Ключевые требования к подобным системам – работоспособность, достоверность и высокая точность определения местоположения в условиях воздействия влияющих факторов.

После отмены механизма избирательного доступа и распространения методов дифференциальной навигации, проблема многолучевости остается главной причиной снижения точности. Эффект многолучевости состоит в том, что сигнал приходит к приемнику многократно, благодаря отражению от Земли и ближайших объектов (например, зданий, деревьев, машин и т.п.). Многолучевость искажает не только навигационные данные, модулированные на несущей частоте, но и саму несущую частоту. Это приводит к десяткам метров ошибки, а в худшем случае – потери приемником слежения за спутниками. Проблема многолучевости является чрезвычайно локальной, поэтому приемник сам должен обладать способом борьбы с ней.

В последнее время были предложены различные методы повышения точности на основе ослабления эффекта многолучевости. Наиболее значимые среди них: Узкий Коррелятор, Техника Устранения Многолучевости, Система Автоматической Подстройки по Задержке, Стробирующий Коррелятор и др. К сожалению, эти и подобные им методы вычислительно сложны, особенно в случае большого количества отраженных волн. Кроме того, они не эффективны для разделения коротких волн. Более того, некоторые из алгоритмов (например, максимизации математического ожидания) часто сходятся к ложным оценкам.

Все это предполагает необходимость поиска новых методов. Перспективным направлением решения подобных проблем является разработка специальных адаптивных самообучающихся нейросетевых моделей на основе информационно-статистических критериев разделения источников «вслепую». Эффективность подобных методов определяется их робастностью в условиях нестационарности и непредсказуемости спектральной структуры сигналов.

В докладе рассматривается применение статистических методов фильтрации для устранения эффекта многолучевости в ГНСС, основанных на анализе Независимых Компонент (АНК) и в частности алгоритма FastICA. Алгоритм FastICA позволяет восстанавливать исходные сигналы по их наблюдаемой композиции. Причем, не требуется никакой информации о канале связи, кроме допущения, что сигналы статистически независимы. Это свойство чрезвычайно удобно, т.к. позволяет избежать моделирования происходящих физических явлений интерференции и отражения.

Алгоритм FastICA реализует итерационную схему нахождения максимума негауссовости, используя максимизацию негэнтропии. Алгоритм состоит в следующем:

1. Выбрать начальный (например, случайный) вектор весовых коэффициентов $\mathbf{w}(0)$ с единичной нормой. $\mathbf{k} = \mathbf{1}$
2. Вычислить $w(k) = E\{x(w(k-1)^T x)^3\} - 3w(k-1)$, где \mathbf{x} – наблюдаемая смесь сигналов. На практике при большой объеме выборки (более 1000 точек), математические ожидания могут быть заменены оценками.

3. Разделить вектор $\mathbf{w}(\mathbf{k})$ на его норму.
4. Если $\left|w(k)^T w(k-1)\right|$ не достаточно близко к 1, то $\mathbf{k} = \mathbf{k}+1$ и вернуться к шагу 2. В противном случае, результат $\mathbf{w}(\mathbf{k})$.

Вектор $\mathbf{w}(\mathbf{k})$ определяют одну независимую компоненту, исходный сигнал $w(k)^T x(t), t = 1, 2, \dots$. Для оценки нескольких независимых компонент, необходимо выполнить алгоритм FastICA для одного элемента, используя несколько элементов (например, нейронов) с векторами весовых коэффициентов $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_n$. Чтобы предотвратить сходжение разных векторов к одному и тому же максимуму необходимо декоррелировать выходы $w_1^T x, \dots, w_n^T x$ после каждой итерации.

В докладе приводятся результаты практического применения предложенных алгоритмов, иллюстрирующие их эффективность (см. рис. 1). Замечательным свойством данного алгоритма является кубическая скорость сходимости. Благодаря чему алгоритм сходится в среднем за 5-10 итераций. FastICA обладает всеми достоинствами нейросетевых алгоритмов: параллельный, распределенный и вычислительно простой.

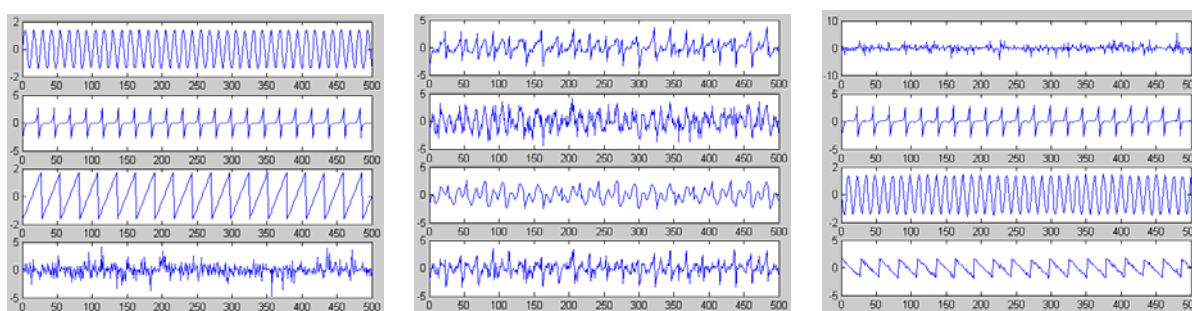


Рис. 1. Исходные сигналы, наблюдаемая композиция сигналов, независимые компоненты.

В дальнейшем планируется усовершенствовать алгоритм FastICA с целью сокращения объема данных, который необходимо одновременно хранить в памяти.